



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	デジタルヒューマンモデルと慣性センサを用いた作業動作・負担計測システムの開発
Author(s)	宮島, 沙織
Degree Grantor	北海道大学
Degree Name	博士(情報科学)
Dissertation Number	甲第14144号
Issue Date	2020-03-25
DOI	https://doi.org/10.14943/doctoral.k14144
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/78493
Type	doctoral thesis
File Information	Saori_Miyajima.pdf



博士論文

デジタルヒューマンモデルと慣性センサを用いた
作業動作・負担計測システムの開発

宮島 沙織

2020 年 3 月

北海道大学 大学院情報科学研究科
システム情報科学専攻

本論文は北海道大学大学院情報科学研究科に
博士 (情報科学) 授与の要件として提出した博士論文である。

宮島 沙織

審査委員： 主査 宮田 なつき 客員教授
副査 多田 充徳 客員教授
持丸 正明 客員教授
田中 孝之 准教授

デジタルヒューマンモデルと慣性センサを用いた 作業動作・負担計測システムの開発*

宮島 沙織

概要

近年の少子高齢化により、労働人口の減少と労働者の高齢化が問題となっている。よって、若年層から高齢者まで幅広い世代が健康を維持しながら働けるよう、作業負担の把握と管理が重要である。本研究では特に様々な職種で現れる労働疾病である腰痛、その一因とされる腰部への負担に着目する。どの作業にどのような負担があるかを把握するには、作業内容を識別する、識別された各作業についての負担を求める、という2つの分析を行う必要がある。

本研究ではこれら2つを、計測した作業動作から求めることを考える。動作計測には作業空間の広さや遮蔽物の影響などを考慮し、小型の慣性センサを作業者に取り付けて使用する。本研究で解決する課題は2点である。1点目は、作業認識と作業負担の解析に必要な十分な動作計測システムを構築することである。2点目は、作業動作と、動作以外の情報を組み合わせて作業負担を推定することである。

まず、慣性センサを用いた動作計測システムの構築を行う。1軸周りの回転のみを計測対象とし、従来の相補フィルタというセンサ統合技術を基に、相補フィルタの係数を運動の状態に合わせて変動させ、慣性センサにのるノイズを軽減する手法を開発した。ロボットマニピュレータと人の単純動作の計測を通して、角速度センサに予期せぬドリフトがのる場合と1時間を超える長時間の計測において、従来の相補フィルタと比較し、提案する手法の計測精度が高いことが確認された。

また、実作業現場での作業動作計測を想定すると、作業の妨げにならないよう、使用する慣性センサの数は必要最低限であることが望ましい。慣性センサの数は、姿勢を計測する身体部位の数によって決まる。そこで、計測する作業の内容に合わせ、作業分類と腰部姿勢取得の二つの目的達成のために計測が必要な身体部位の選定手法を、デジタルヒューマンモデルを用いて構築した。本論文では姿勢計測の対象部位を背部とした。センサ設置部位の選択を機械学習における特徴量選択と考え、従来の特徴量選択手法である wrapper method に背部姿勢計測精度の評価を組み込んだ、センサ設置部位選択手法を提案した。作業分類には Support Vector Machine を使用した。提案手法について、実験室内での模擬作業計測を用いて選択手法の妥当性を検証した。また、介護施設における移乗介助作業認識実験で動作の計測に使用する慣性センサの配置を提案手法を用いて決定した。決定した配置で計測した動作から、隠れマルコフモデルを用いて移乗介助の認識を行い、1時間の

*北海道大学 大学院情報科学研究科 システム情報科学専攻 博士論文, SSI-DT79175031, 2020 年 3 月 25 日。

作業のうち移乗介助を行っている時刻の検出に成功した。また計測したセンサの傾きから人間の姿勢角を求めるには、人の骨格をリンクモデルとしてとらえ、想定するリンク構造に合わせ、センサの傾斜角を変換する必要がある。よって、動作計測前にモデルの初期姿勢を再現した静止姿勢を計測し、変換式のパラメータを求めた。

次に作業負担の推定を行う。作業負担は、作業中に受ける外的負荷に対して作業者が示す応答であり、その大きさは個人の特性により異なる。本研究では、作業動作から求めた作業負担と、作業者の生理指標や主観的な負担を用いて負担を推定する。

作業動作から力学的な作業負担指標として関節トルクを求める。慣性センサで計測した作業動作をデジタルヒューマンモデル上で再現し、逆動力学計算を行い、腰部の関節トルクを求めた。光学式モーションキャプチャで計測した動作を用いて計算した腰関節トルクを真値と設定し、慣性センサで計測した動作から求めた腰関節トルクの有用性を検証した。3名の被験者の単純動作について腰関節トルクを計算すると、誤差の平均値は12Nmとなっていた。腰部屈曲時のトルク計算誤差率は3名の平均値で14%となり、簡易的な動作計測結果を用いても腰部にかかる力が推定された。

心拍数を用いた負担推定では、実作業中の心拍数を作業動作と合わせて計測し、その変化傾向を比較した。負担の異なる4種類の作業を1セットとして、26セット分の作業を連続して計測した。計測の結果、作業中盤の13セットでは心拍数が負担の変化と同じ傾向で変動していたが、終盤の7セットでは心拍数の変動が見られなくなった。このことから、心拍数変動の傾向は疲労の蓄積や作業の慣れと関係があり、動作情報と合わせて計測することで、疲労などをより正確に把握できる可能性が示唆された。

作業者の主観的な負担を用いる負担推定手法では、作業中に痛みや負担を感じた際に口頭で負担を感じた部位を述べ、その音声を記録することで、作業後の聞き取り調査よりも詳細に負担を感じた瞬間を調査した。また、負担を感じたタイミングと作業中の筋電位計測値を比較し、主観的な負担のモデル化を試みた。モデル化により、約7割の確率で筋電位変化から負担を感じるタイミングを推定した。

以上の手法により、作業現場で簡易に使用が可能な作業負担計測システムを構築した。この手法を用いて使用する機器の選定を行うことで、必要な情報を取得し、余計な手間やコストを省くことが可能である。また、慣性センサを用いた詳細な作業動作の計測と作業者の罹患歴や健康状態を組み合わせることで、より詳細な作業負担評価指標の作成や、腰痛をはじめとした労働疾病の発症リスク評価など、産業保健分野の発展が期待される。

キーワード: デジタルヒューマン, ウェアラブルセンサ, 作業負担, 作業解析, 動作計測

Development of Measurement System for Motion and Workload Using Inertial Sensors and Digital Human Models[†]

Saori Miyajima

Abstract

Labor shortages and aging of workers become more serious because of decreasing birthrate and aging population. Therefore, it is important to grasp and manage the workload so that a wide range of generations from young to elderly can work while maintaining their health. In this research, the burden on the lower back is focused which is one of the causes of low back pain, a disease that many people in various occupations are suffered from. To understand what part of the work involves what workload, it is necessary to perform two analyzes: identifying the work content and estimating the burden of each identified work. This research performs these two analyzes using working motion measured in work site. Considering the influence of the shielding object and work environment, the motion was measured using inertial sensors attached to the worker. There are two issues to be solved in this study. One is developing the motion measurement system enough for work recognition and workload analysis. The other is estimating the workload by combining work motions and other information measured at work site.

Working motion is measured by a sensor fusion combining the data from accelerometers and gyroscopes. A sensor fusion is a method combining several sensor data to set off advantages of each sensor. Assuming that only rotation around one axis is measurement target, the method of sensor fusion is developed based on the complimentary filter, conventional sensor fusion method, to capture the long hours of work motion, containing various speeds and frequencies. It was confirmed that proposed method rises accuracy of motion measurement by experiments capturing motion of robot manipulator and human. Considering measuring at the work site, it is also necessary that the number of inertial sensors used is minimized so as not to hinder the work. The number of inertial sensors to be used depends on the number of body parts where to measure the motion. In this study, the body parts were selected to achieve the two above-mentioned goals: the work recognition and the waist posture measurement. A support vector machine is used to recognize the work. The selection of the sensor installation body parts is considered as feature selection in machine learning. A feature selection method is developed which

[†]Doctoral Thesis, Division of Systems Science and Informatics, Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University, SSI-DT79175031, March 25, 2020.

add the accuracy of back posture measurement into the wrapper method, the conventional feature selection method. The effectiveness of the proposed method was verified by experiment of measuring simple simulated work motions. Moreover, the placement of inertial sensors was determined which was used for experiment measuring motion of transfer assistance work in a care facility.

Workload is defined as an internal response of a worker to external condition in a work system depending on worker's individual characteristics. In this research, workload is estimated using joint torque obtained by work motion, a heart rate and a subjective burden of workers.

Lumbar torque is estimated as a mechanical evaluation of workload with a musculoskeletal dynamic calculation using digital human model and reproduced working motion based on measured data of few inertial sensors. The accuracy of lumbar torque calculation was verified by experiment measuring motion of bending knee and waist. The calculated torque using sensor data was compared with torque obtained by full body motion data measured by an optical motion capture system. The different of calculation result was 12 Nm in average of three participants. It was shown that force on the lower back can be estimated using motion measured by few sensors.

In the workload estimation using a heart rate, a heart rate and work motions were measured together at the real worksite, and the change of those was compared. 26 sets of work were measured which consisting of four tasks with different burdens. As a result of the experiment, the heart rate varied with the same tendency as the change in the lumbar torque in the middle 13 set of the work, but the heart rate was not varied as before in the last 7 sets. This suggested that the tendency of heart rate variation is related to accumulated fatigue and experience of the work, and it is possible to estimate workload more accurately by measuring the heart rate and work motion data together.

The subjective burden was investigated by uttering the part felt the burden or pain during the work and recording the voice. Using this measurement method, the relationship between the subjective burden and the work was investigated without disturbing the work in more detail than the method using interview or questionnaire after the work.

Thus, a workload measurement system that can be easily used at the work site was developed. Owing to combining and accumulating work motions measured by inertial sensors and health status of the worker, it is expected to elucidate factors of occupational diseases or develop new method for preventing diseases.

Keywords: Digital human model, wearable sensor, workload, motion capturing

目次

第1章	序論	1
1.1	背景	1
1.2	目的	5
1.3	論文構成	6
第2章	関連研究	7
2.1	作業負担の調査	7
2.2	作業動作の計測手法	9
2.3	デジタルヒューマンモデル	11
第3章	慣性センサを用いた作業動作計測システム	15
3.1	3章の概要	15
3.2	四元数相補フィルタを用いた三次元空間内の姿勢計測	15
3.3	変動相補フィルタを用いた矢状面内の姿勢計測	16
3.3.1	変動相補フィルタの概要	17
3.3.2	係数 F_v の設計	18
3.3.3	しきい値 Ω_a , Ω_ω の設計	19
3.3.4	変動域の上端 F_c と下端 F_o の決定	22
3.3.5	人間の単純動作の計測	23
3.3.6	ロボットマニピュレータ動作の長時間計測	27
3.3.7	考察	31
3.4	人の姿勢角への変換	31
3.4.1	慣性センサ座標系向きの設定	32
3.4.2	デジタルヒューマンモデルを用いた動作の再現	33
3.5	3章のまとめ	34
第4章	動作計測対象部位の決定手法	35
4.1	4章の概要と目的	35
4.2	特徴量選択手法	36
4.2.1	特徴量:Bone 姿勢の定義	36
4.2.2	Wrapper method を用いた順方向特徴量選択	36
4.2.3	提案手法	37
4.3	模擬作業動作を用いた検証実験	40
4.3.1	実験概要	40
4.3.2	計測結果と提案手法の検証	41

4.4	介護現場における移乗介助作業の計測実験	49
4.4.1	実験の目的と構成	49
4.4.2	計測対象作業の定義	49
4.4.3	予備実験1：実験室内での模擬介助作業計測と慣性センサ配置検討	50
4.4.4	予備実験2：実際の設備を使用した移乗介助作業の計測	55
4.4.5	本実験：実介護作業の計測	57
4.5	4章のまとめ	62
第5章	作業負担の推定	63
5.1	5章の概要	63
5.2	力学的解析に基づく腰部負荷の推定	63
5.2.1	デジタルヒューマンモデルを用いた関節トルクの計算	63
5.2.2	単純動作を用いた腰部負荷推定実験	64
5.3	生理的指標に基づく作業負担の推定	65
5.3.1	実験概要	65
5.3.2	腰部負荷の推定	67
5.3.3	心拍数の計測結果と推定した作業負担の比較	71
5.4	自己言語報告と筋電位計測に基づく作業負担の推定	73
5.4.1	主観的な負担の計測意義	73
5.4.2	作業中における負担感の計測手法	73
5.4.3	負担感計測実験	74
5.4.4	実験結果	76
5.4.5	作業動作と負担感の関連性調査	77
5.5	5章のまとめ	81
第6章	結論	83
6.1	まとめ	83
6.2	今後の展望	84
	参考文献	87

目 次

1.1	Population and age-specific population rate of Japan(Based on data of “Population Projections for Japan: 2016–2065[2]”)	2
2.1	Multiple kinds of digital human models	12
3.1	Sigmoid curve when $\Omega_a < \Omega_\omega$	19
3.2	N link model	21
3.3	Relationship between F and Cut-off frequency (Low-pass filter f_{cut}^l and High-pass filter f_{cut}^h)	23
3.4	Bode diagram when $F_o=0.54$	23
3.5	Bode diagram when $F_c=0.925$	23
3.6	Arrangement of sensors and markers	24
3.7	Transition of F_v	26
3.8	Measured angle of the Sensor 3 in trial A	27
3.9	RMSE of the Sensor2 by each method [deg]	28
3.10	Measured angle of Sensor 4	30
3.11	RMSE of each sensor	30
3.12	Measured angle of Sensor1 in trial C	31
3.13	Poses for sensor calibration	32
3.14	The structure of Dhaiba model	34
4.1	Bones of Dhaiba model: candidates of feature selecton	36
4.2	A definition of the body axis	36
4.3	Wrapper method with forward selection	38
4.4	Position and direction of each back bone axis	39
4.5	Proposed bone selection method (The part painted with gray is a procedures newly added to conventional method.)	40
4.6	Layout of the work field	42
4.7	Measured postures of W1, W2, W3	43
4.8	Feature evaluator $E_j(\mathcal{T}_i)$ of each bones	44
4.9	Regression result of W-FS	46
4.10	Regression result of proposing method	46
4.11	Regression error of θ_{sp}^x in each work	47
4.12	Working motion in the transfer assistance	50
4.13	Working motion in the simulated transfer assistance	52

4.14	Layout of the simulated work field at the start of the work	52
4.15	Accuracy rate of work recognition using each feature selecting result . .	54
4.16	The inertial sensor used in the experiment[117]	55
4.17	Measured posture of the transfer assistance in the 2nd preliminary ex- periment	56
4.18	Result of work recognition in the 2nd preliminary experiment	58
4.19	Accuracy rate of work recognition in the 2nd preliminary experiment .	58
4.20	Position of inertial sensors	59
4.21	Work recognition result of participant A and B	61
5.1	The link model used in SIMM	65
5.2	Arrangement of inertial sensors	65
5.3	Series of the measured motion	65
5.4	Estimated lumbar joint torque	66
5.5	Four parts of working motion	67
5.6	Inertial sensor arrangement	67
5.7	Name of each angle	67
5.8	Result of work motion measurement with photo of each posture	69
5.9	Waist torque τ_l^b & τ_l^0 of work motion	69
5.10	Comparison between measured posture and actual posture by photo . .	70
5.11	Change of heart rate and waist joint torque	71
5.12	Change of heart rate and waist joint torque of each work set	72
5.13	Name and part of utterance	74
5.14	Four parts of working motion	75
5.15	Arrangement of myoelectric potential sensors	75
5.16	Utterance and heart rate of participant A	76
5.17	Utterance and muscle activity of participant A	78
5.18	Utterance and muscle activity of participant B	78
5.19	$E(t)$, Utterance and local maximum of $E(t)$ of participant A	79
5.20	$E(t)$, Utterance and estimated utterance of participant B	79

表 目 次

3.1	Characteristics and filter coefficients of each sensor	25
3.2	RMSE of each sensor and method [deg]	28
3.3	RMSE of each sensor with drift [deg]	28
3.4	Characteristics and filter coefficients of Sensor3, 4 & 5	29
4.1	Measured motion in simlated works W0 ~ W2	43
4.2	Correlation matrix of quaternion rotation angle ψ of measurement tar- get bones	44
4.3	Result of work recognition	45
4.4	Comparison results of W-FS and proposed method	45
4.5	Coefficient of regression equation	47
4.6	Work elements in the simulated transfer assistance	51
4.7	Height, weight, and dominant hand of each participant	53
4.8	Selected bones and recognition rates of the participants	53
4.9	Labels of measured works	60
5.1	Average of waist joint torque error [Nm] in each motion	66
5.2	Average of waist joint torque in each work motions	68
5.3	The number of utterance and average of muscle activity in each work	77

第1章 序論

1.1 背景

日本では高齢化と少子化が深刻化している。内閣府の発表 [1] によると、2018 年 10 月 1 日時点の 65 歳以上人口は 3558 万人となり、総人口の 28.1%を占めている。国立社会保障・人口問題研究所による 2017 年時点での推計 [2] では、日本の総人口は長期の減少過程にあり、2053 年には 1 億人を割って 9924 万人となる見込みであるのに対し、65 歳以上人口は今後も増加が続き、2042 年に 3935 万人でピークを迎えたのち減少に転じると予想される。しかし、総人口の減少により 65 歳以上人口の増加が止まっても高齢化率は上昇を続け、2036 年には 33.3%で 3 人に 1 人が 65 歳以上となり、2065 年には 38.4%に到達し、国民の 2.6 人に 1 人が高齢者となる見込みである。少子化により 15 歳～65 歳の生産年齢人口は減少しており、1995 年の 8,716 万人をピークとして減少を続け、2018 年は 7545 万人で総人口の 59.7%となった。年齢層別の人口と高齢者人口割合・生産年齢人口割合を Fig. 1.1 に示す。2017 年までのデータは実際の調査結果、2020 年以降のデータは 2017 年時点での推計値 (出生中位・死亡中位仮定) である。生産年齢人口は今後も減少を続け、2029 年には 7000 万人を割ると推計される。この労働人材の減少と高齢人口の増加に伴い、2013 年 4 月から「改正高年齢者雇用安定法」が施行された。ほぼ同時に年金の支給開始年齢も 65 歳以上に引き上げられ、高齢者も働くことが求められる時代となった。また、日本老年学会・日本老年医学会による 2017 年の発表 [3] では、65～75 歳は心身の健康が保たれ、活発な社会活動が可能な者が大多数を占めており、75 歳以上を新たな高齢者の定義として使用すべきと提案している。

高齢になると筋力や関節可動域、敏捷性などの運動機能、視力や張力などの感覚機能が低下することが報告されている [4, 5, 6]。よって、今後は幅広い年齢層の作業者を想定した作業環境の整備や作業計画の作成が必要となる。作業環境の整備については、アンケート調査を通じた改善点の調査 [7] や、作業者の能力に合わせた生産活動の支援システムの構築 [8] などが研究されている。また、中央労働災害防止協会は高齢労働者の安全と健康確保のための職場改善ツールとして「エイジアクション 100」を作成した。近年は製造業や物流、農業など様々な分野で機械化・自動化が進み、作業者への過度な負荷の削減や省人化の試みが盛んに行われている。しかし、特に機械化が進んでいる製造業においても、腰痛など労働疾病の問題は未だに存在している [9]。また、介護や看護など、人に直接触れる業種は、機械化が遅れている分野の一つである。厚生労働省は介護ロボットの開発・普及の促進を行っており、様々なロボットやセンシングシステムの研究も進んでいるが、現場に浸透していない。介護作業の身体的負荷は大きく [10]、特に腰痛による離職が問題となっている。

腰痛は、幅広い職種で見られる労働疾病である。厚生労働省が公表する平成 28 年度版

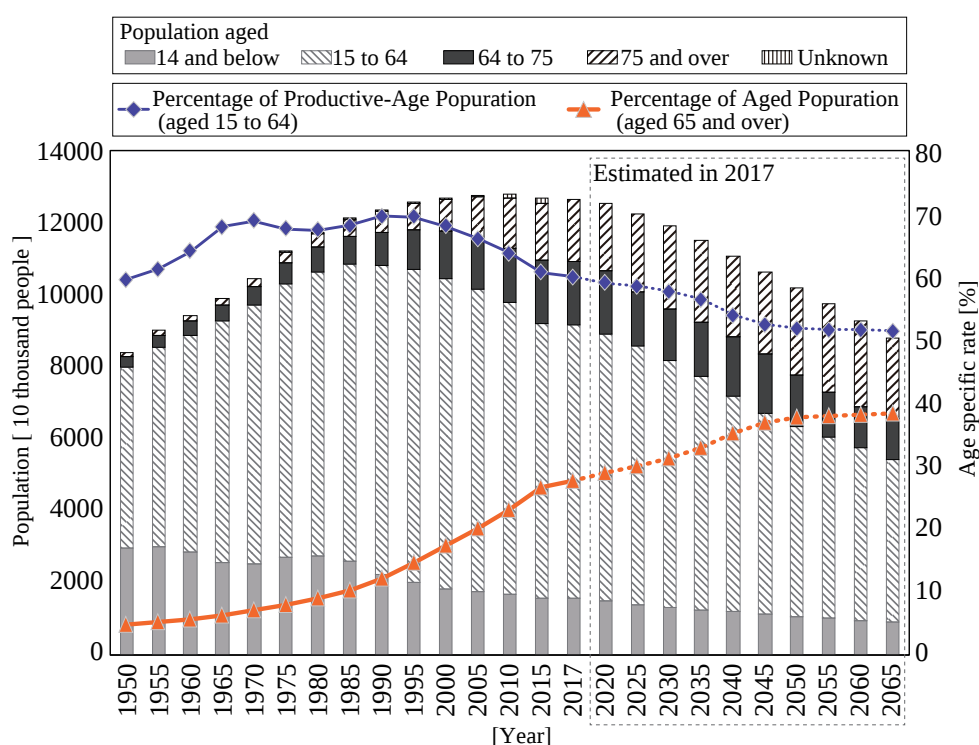


Fig. 1.1: Population and age-specific population rate of Japan(Based on data of “Population Projections for Japan: 2016–2065[2]”)

「国民生活基礎調査の概要」によれば、病気やけが等で自覚症状がある有訴者のうち、男性では腰痛の有訴者が最も多く、女性では肩こりについて二番目に有訴者が多い。対人口比でみると、男性では9.2%、女性では11.8%が腰痛の自覚症状があると報告されている[11]。また、4日以上 of 休業を要する職業性疾病のうち60%を腰痛が占めている[12]。腰痛の要因としては、転倒や腰部に悪影響を与える振動、気温など作業環境の要因のほかに、作業姿勢や運搬物の重量などの動作要因も重要視されている[13, 14]。

以上より、作業者の健康を維持するには、環境を整備するだけではなく、作業者がどのような作業を行い、どのような状態にあるかを把握することも必要である。作業者が過度な負担を受けている場合、作業計画の見直しや作業方法の指導・改善が有効である[15]。作業者の身体能力は、体力テストなどで評価が可能である。また、職場における体操が身体機能の維持・改善に有効であることも報告されている[16]。

本研究では、作業による身体的な負担、特に幅広い職業でみられる腰痛の一因とされる腰部への負担の調査を目的とする。この調査は、腰痛予防や作業改善に役立てるだけではなく、作業負担と腰痛発症リスクの間の関係を明らかにするためにも重要な意味を持つ。また、作業者の状態を把握するには、実験室で再現した作業を調査するのではなく、作業現場で手軽に作業負担を調査できることが望ましい。

では、作業現場で実施されている作業負担の調査手法にはどのようなものがあるのか。まず、調査対象である作業負担の定義を確認する。JISZ8501(ISO6385 の和訳版)において、「2.13 作業負担」「2.14 作業負荷」は以下のように定義されている。

- ・作業負担 (work strain)：作業負担に対して作業者が示す内的反応。個人的特性（例えば、身身体寸法、年齢、体力、能力、技能など）によって異なる。
- ・作業負担・外的負担 (work stress, external load)：作業システムにおいて、人の生理的・心理的状态を乱すように作用する外的条件および要求。

よって、作業負担を調査する方法には、作業負担を調査し、作業者の個人特性と合わせて作業負担を推定する方法と、作業負担に相当する情報を作業者から取得する方法の2種類が考えられる。実際の現場では、前者の方法として作業姿勢の評価が、後者の方法としては質問紙や専門家による問診を通じた、主観的な負担の調査が行われている。

作業姿勢の評価では、ある姿勢評価指標に基づいた姿勢分類が用いられる。作業姿勢を関節角度や腕の位置などを基に分類し、分類した姿勢の出現頻度や作業に占める割合などを基に得点化する。広く使用されている姿勢評価指標には、全身の負担を評価するOWAS法[17]、上肢の姿勢評価指標であるRULA[18]、腰椎の椎間板圧迫力を求め、腰痛リスクを評価するNIOSHの荷物取り扱い評価式(Lifting Equation)[19]などがある。これらの手法では、専門家が目視で作業姿勢を観察・記録するか、作業者が主観的な作業姿勢を報告することが多く、そのための姿勢入力ツールも開発されている[20]。また、複数種類の作業が実施される場合は、目視による作業内容の分類も同時に行われるか、作業内容別に評価が行われる。目視観察の場合は専門家が作業者につきそわなければならない、解析に手間と時間がかかり、日常的に実施することは難しい。主観的な作業姿勢の報告では、記憶の曖昧さを含むうえ、詳細な姿勢の調査は困難である。そこで、作業動作を撮影した動画や、作業者に取り付けられた慣性センサの計測値を用いた作業動作・姿勢評価の自動化が期待されている。動画を撮影する方法は簡易ではあるが、作業環境によっては遮蔽物の影響や撮影範囲の限界があるほか、介護現場など利用者がいる作業空間ではプライバシーの問題から動作の撮影を行うのは難しい。加速度センサ・ジャイロセンサなどの慣性センサを用いた動作計測ではこれらの問題を解決できるが、全身の動作を計測するには多数のセンサモジュールを作業者に付ける必要があり、数が多いほど準備に手間がかかる。6個程度と比較的少数のセンサモジュールで計測した姿勢を用いて、深層学習によって全身の姿勢を求める手法もあるが、計算コストと多くの学習データが必要である[21]。よって、作業動作の評価に必要なセンサ取付位置を選択することが望ましい。また、加速度センサは運動加速度の影響を受け、ジャイロセンサは角速度の積分誤差が蓄積するため、正確に動作を計測するには、これらのノイズを除去する必要がある。慣性センサによる計測精度の向上手法として、異なるセンサを2種類以上組み合わせるセンサフュージョンがある。センサの出力を組み合わせる際には、カルマンフィルタ[22]や相補フィルタ[23]などの手法が用いられるが、長時間の計測では誤差が蓄積し、より精度が低下してしまう。誤差を解消する方法として、GPSなど他の計測情報を用いる手法[24]や、接触条件を用いる手法が提案されているが、適用可能な作業環境が限られる。

作業負担の調査では、聞き取りや質問紙を用いて作業者が感じる負担の程度を調査する手法が多く、主観的な作業姿勢や業務内容なども合わせて回答させることで、負担と関係のある作業姿勢や作業内容を検討している[13, 25, 26]。この手法でも、作業者の主観や記憶の曖昧さが全ての項目に影響するという問題点がある。また、心拍数や筋電位、呼気ガスなどの生理指標の計測に基づく負担の評価も行われている[27, 28]。これらは計測に大掛かりな装置を使用するか、専門家が計測用の電極などを特定の部位に取り付ける必要が

あるため、実験室内で再現した動作を計測することが多く、現場での日常的な計測は困難であった。しかし近年、作業現場でも使用可能な、小型軽量かつ簡易な生理指標計測機器が多数開発されており [29, 30]、これらの機器を使用しての作業負担調査は今後普及していくと期待される。

このように現在作業の現場で用いられている調査手法は、調査を担当する専門家を必要とするため、産業医が所属するような作業現場を除けば、外部機関に調査を依頼する必要がある。主観的な評価であれば作業者のみでも可能だが、作業内容を書き出す手間がかかるうえ、記憶の曖昧さや作業者の感覚によるバイアスの影響を受ける。また、従来手法では、作業負担・作業負荷の調査と合わせて作業内容の分類も手動で行われている。これは、ほとんどの職業で1日に複数種類の作業を行っており、作業ごとに改善すべき動作姿勢や有効な対策は異なるためである。

したがって、日常的かつ手軽に作業負担を調査するには、調査者を必要とせず作業者のみで実施可能であり、作業負担の評価と作業内容の分類が自動で行える手法が望ましい。そこで本研究では、作業動作の計測に基づく作業負荷の調査と、作業内容の分類を行う。作業動作の計測には、利用者が存在する介護などの作業におけるプライバシーの問題や、計測範囲の制限や遮蔽物の影響を受けづらいという観点から、より多様な作業環境に適用可能な慣性センサを使用する。慣性センサのノイズ除去には、相補フィルタを使用する。加えて、長時間の計測による誤差の蓄積を解消するため、相補フィルタの係数を変動させる手法を提案する。慣性センサを用いた動作計測では、センサを取り付けた部位の姿勢のみ計測可能であるが、使用するセンサの数が増えれば準備の手間が増え、作業の妨げとなる恐れがある。そこで、本研究では負担を調査したい部位と、調査対象の作業に合わせて、動作の計測に最低限必要な慣性センサの設置位置を求める手法を提案する。以上の手法で計測した作業動作をデジタルヒューマンモデルに入力することで腰部にかかるトルクを計算し、これを作業負荷として用いる。デジタルヒューマンモデルとは、人間の構造をコンピュータ上で再現したモデルである。本研究では関節トルクを計算するために、骨格構造と体格を再現したモデルを使用する。

また、作業の負担は作業負荷と個人特性によって求められる。個人特性を詳細に再現したモデルがあれば、動作から求めた作業負荷を用いて負担を評価することが可能だが、疲労の蓄積など日々変化する情報を逐次モデルに反映するのは困難である。そこで、作業の負荷に対する応答を動作と合わせて計測し、負担を推定する手法を考える。本研究では簡易に計測可能な心拍数を用いる手法について検討する。加えて、作業の主観的な負担を作業中に記録する方法を提案し、その活用方法について検討する。

提案する手法により日常的な作業負担の調査が普及することで、作業者の健康管理だけでなく、企業の規模や労働環境に関わらず、あらゆる職種において長期にわたる作業負担の時系列データの蓄積が可能となる。このデータと疾病罹患歴や健康診断データなどを組み合わせてビッグデータ化することで、腰痛をはじめとする労働疾病の因子解明や新たな予防法の開発など、多岐にわたり利用価値の高い情報が得られると予想される。

1.2 目的

本研究における目的は、実作業現場で使用可能な作業負担調査システムを開発することである。そのために、以下2つの課題に取り組む。

(1) 実作業現場で使用可能な動作計測手法の提案

作業空間の広さや遮蔽物の影響などを考慮し、小型の3軸加速度センサと3軸角速度センサを作業者に取り付け動作を計測する。既存の相補フィルタを改良して慣性センサにのるノイズの処理方法を提案し、ロボットマニピュレータと人の単純動作の計測を通して、計測精度を検証する。

慣性センサを用いた動作計測では、姿勢角を計測するすべての部位にセンサを配置する必要がある。全身にセンサを取り付ければ全身の詳細な姿勢角が計測できるが、使用するセンサの数が増えると、準備に手間がかかるほか、作業の妨げになることが懸念される。そこで、計測する作業の内容に合わせ、作業内容の把握と任意の部位の姿勢計測に最低限必要な慣性センサの配置を決定する手法を、デジタルヒューマンモデルを用いて構築する。実験室内で模擬作業動作の計測を行い、提案手法の有用性を検証する。

(2) 作業負担の推定方法の提案

作業負担は、作業中に受ける外的負荷に対して作業者が示す応答であり、その大きさは個人の特性により異なる。本研究では、作業動作から求めた作業負荷と、作業者の心拍数や主観的な負担を用いて負担を推定する。

作業負荷として、力学的な負担評価指標としてよく利用される関節トルクを求める。関節トルクは、デジタルヒューマンモデルに計測した動作や外力を入力し、逆動力学計算を行うことで導出される。

心拍数を用いた作業負担の推定では、作業中の心拍数を動作と合わせて計測し、先に述べた関節トルクの変動と比較することで、動作から求められない情報を補完する方法について述べる。

作業者の主観的な負担を用いる手法では、従来の質問紙調査のように作業後に調査を行うのではなく、作業中に時刻情報と合わせて負担を記録する。作業中に痛みや負担を感じた際、作業者に口頭で負担を感じた部位を述べさせ、その音声を記録することで、作業中のどのような動作時に負担を感じたかを詳細に検証できる。本研究では、負担を感じた部位を回答させ、負荷のかかる部位と作業内容の関係を調査した。また、記録した主観的な負担と計測した筋活動を比較し、その関係性について考察する。

1.3 論文構成

本論文の構成は以下のとおりである。

第1章 本研究の背景，目的について述べた。

第2章 関連する先行研究について述べる。

第3章 慣性センサを用いた作業動作計測手法について述べる。相補フィルタを利用しセンサの計測精度を向上する手法について述べ，さらにこの手法を改良し，長時間の計測における蓄積誤差を解消する手法を提案する。また，慣性センサを用いて計測した傾斜角度から，人間の姿勢角に変換する手法について述べる。

第4章 作業動作計測を簡易に行うため，作業負担の調査に最低限必要な慣性センサの配置を，計測対象の動作と負担を調査したい部位に応じて決定する手法を提案する。

第5章 作業負担と心拍数，主観的な負担から作業負担を推定する方法について述べる。まず，計測した作業動作をデジタルヒューマンモデルに入力し，作業負担として関節トルクを計算する手法を述べる。次に，心拍数と動作から求めた関節トルクを用いて作業負担を推定する手法について述べる。最後に，作業者の主観的な負担を作業中の時刻情報と合わせて記録する手法を提案する。

第6章 本論文の結論，今後の展望を述べる。

第2章 関連研究

2.1 作業負担の調査

作業負担とは、1.1 節で述べたように、作業者が作業負荷（作業システムにおける外的条件・要求）に対して示す内的反応を指すと JISZ8501(ISO6385 の和訳版) において定義されている。よって、作業負担を調査する方法には、作業負荷を調査し、作業者の個人特性と合わせて作業負担を推定する方法と、作業負担に相当する情報を作業者から取得する方法の2種類が考えられる。

作業負荷を調査し負担を推定する方法では、同じ環境・条件下での作業であれば、作業者の条件を変えることで様々な作業者の負担が推定可能であり、産業衛生分野などで多く用いられている。特に作業姿勢と作業負担の関係は多く研究されており [31]、適正な作業環境の構築や作業負担の評価に使用されている。

動作姿勢から負荷を求める際には、力学的な解析が用いられる。力学的解析を行う際には、人体をリンク構造のモデルとして扱うことが多い。全身の任意の部位に使用可能な指標として、関節トルクがよく用いられる。関節トルクは、各リンクの質量とモーメントアームの積として求められる。リンクの質量や長さは、標準的な体格を基に設定されることが多い。また、腰部負担の評価に使用される指標として椎間板圧迫力がある。椎間板の圧迫力を作業中に計測することは困難である。そこで、椎体の構造をモデル化し、作業中の姿勢角を用いて圧迫力を推定する手法が用いられる。椎体構造のモデル化は、Nachemson による椎間板に電極を埋め込み圧迫力を計測する研究 [32] や、X 線写真から観察した姿勢と椎間板の関係 [33] を基に行われている。このモデルを用いて、姿勢から椎間板の法線方向にかかる圧迫力、椎体周辺の筋張力を求め、椎間板にかかる上下方向の力を計算する [34]。瀬尾らは、作業姿勢や取り扱う重量を入力することで椎間板圧迫力や関節軸周りの回転力などが計算でき、作業姿勢の評価を簡易に行うことが可能なソフトウェアを開発した [35, 36]。

これらの力学的指標は姿勢と強い関係があり、姿勢から負担を評価する指標が多く開発されている。評価指標を用いた調査では、膝や腰部などの角度や手先の位置、取り扱う重量などを基に姿勢を分類し、姿勢の出現頻度を求める、評価得点を求めるなどして作業負担を評価する。

全身の負担の評価指標の代表例として、OWAS 法 [17] が世界的に広く利用されている。OWAS 法では作業姿勢を背部・上肢・下肢・取り扱う荷重の4項目で分類し、負担の度合いを4段階の Action Category で判別する。OWAS 法を用いた評価は産業医などの専門家による目視観察によって行うのが一般的だが、作業姿勢を入力することで、誰でも簡単に負担評価を行えるソフトウェアも開発されている [20]。そのうちの一つに宮寄らの開発した農作業の負担を評価するシステムがある [37]。また、西内らは撮影した作業姿勢に

画像処理を行い、自動で OWAS 姿勢コードの識別を行った [38]。また、企業が作成した評価指標の代表例にはトヨタ式機能評価法がある [39]。これは GULHEMP という、人の機能を運動、感覚、精神に分け、それぞれの機能について作業が要求する能力と作業者の持つ能力を評価する考え方を基に作成された。作業が要求する能力は、各部位ごとに作業姿勢と保持・操作する質点を点数化し、作業時間を加味した総合得点を指標として評価される。作業者の能力は体力テストなどを用いて評価される。また、組み立て作業の筋活動計測値を基に、作業姿勢から作業者の負担感覚を推定する TVAL(Toyota Verification of Assembly Line)を開発し [40]、作業環境の改善に使用している [41]。これらは全身を対象とした評価指標だが、部位別の評価指標も存在する。上肢の姿勢評価指標には RULA[18]がある。腰部の負担評価指標には NIOSH の荷物取り扱い評価式 (Lifting Equation)[19]がある。これは繰り返しのある荷重持ち上げ作業を対象としており、作業姿勢や重量、持ち上げ頻度などから腰椎の椎間板圧迫力を推定し、腰痛発症リスクを評価する。

これらの指標は 20 世紀後半に開発されたものが多く、姿勢の目視観察や作業者の自己評価を前提としており、動力的な負担の評価としては不十分である。一方、近年ではセンサやバッテリーの高性能化が進み、実作業現場でも詳細な動作計測が可能になった。それにより、姿勢コードに分割するなど以前までの静的な姿勢を組み合わせた評価ではなく、連続した動作の評価が行われている。福井らは全身に取り付けた 17 個の慣性センサで計測した作業動作と、計測動作を用いて計算した椎間板圧迫力の時系列データをデータベースに蓄積するシステムを開発した [42]。土谷らは腰椎に沿って設置した曲げセンサと胸椎・仙骨上に設置した加速度センサから腰椎の姿勢を計測し、椎間板の圧迫力を推定するセンサシステムを開発した [43]。

また、動作速度なども加味した動力的な負担を計算できる筋骨格モデルや動力学解析用のツールも普及が進んでいる。既存の筋骨格動力学計算モデルには OpenSim[44] などがあり、筋骨格モデルにモーションキャプチャなどで取得した動作を入力し、関節トルクや筋張力など力学的指標の計算が可能である。動作による詳細な負担を求めることに加え、使用する筋骨格モデルを調整することで任意のけがや障害を持つ状態を再現することも可能であり、実際に計測することが難しい運動の解析にも有効である。理学療法の分野では疾患と運動の関係の解析にも使用されている [45, 46]。

次に、作業負担を調査する方法について述べる。この方法には、作業者が感じた負担（主観的な負担）を質問紙などで回答させる方法と、心拍数や筋電位、生体信号や呼気ガスなどの生理的指標を負荷に対する応答と考えて計測する方法がある。まず、生理的指標の計測に基づく調査手法について述べる。作業負担の指標としては、心拍数、呼気ガス、血圧、筋電位などが計測されているが [27, 28]、計測装置が大がかりであるため、現場で使用するよりも実験室内で再現した動作の計測に使用されることが多かった。しかし近年、計測技術の開発が進んだことで、心拍数などの生体信号は以前よりも手軽に計測が可能となり、現場での負担計測だけでなく、トレーニング効果の評価や日常的な健康状態の確認などを目的とし、一般の使用者に普及が進んでいる。簡便な心拍数の計測機器としては、胸部に電極付きバンドを取り付けるものや、腕時計型のものが普及している。中には R-R 間隔の計測が可能なものもある [29]。また、東レ株式会社と NTT は心電波形の計測が可能な布状の電極素材 hitoe を開発し [30]、着用するだけで心電や心拍数の計測が可能な衣服を販売している。

これらの特徴としては、作業者の動作や精神状態など複数の要因を含むことであり、要因を分離させることは困難だが、作業者の状態を把握するのに効果的である。

主観的な負担は、聞き取りや問診など調査者が直接質問する方法と、質問紙に記入させる方法がよく用いられる。近年ではスマートフォンやコンピュータなどを用いて情報を収集する方法も広がっている。腰痛など自覚症状の重さの調査では、NRS(Numerical Rating Scale) や、VAS(Visual Analog Scale) など疼痛評価で使用する尺度を用いて回答させる手法のほかに、痛みの頻度や日常生活への影響を回答する腰痛特異的尺度 (Oswestry Disability Index)[47] などが使用される。また、樋口らは自覚症状の程度や業務への影響を調査し、腰痛の重症度の評価方法を開発した [54]。

これらの手法では主観的な負担とともに作業内容や大まかな作業姿勢を回答させ、負担の因子を調査する研究が多い。作業内容の調査方法としては、作業者に大まかな作業内容や姿勢、作業時間を回答させる手法がある。松平らは複数の業種の作業者について作業姿勢や腰痛の程度その他、生活習慣などの個人特性も質問紙で調査し、腰痛の因子を調査した [13]。一部の職業に焦点を当て、その職業特有の疾病要因を調査する研究も、介護 [48, 50]、看護 [49]、農業 [51, 52]、運送業 [53] など様々な職種において同様の手段を用いた調査が多く行われている。

これら主観的な負担の調査では生理指標と同様に複数の要因を含む結果が出るほか、作業の妨げにならないよう作業後や作業前に調査を行うため、記憶の曖昧さを含み、詳細な調査は困難である。

これまでは作業負担を調査する手法、作業負担を調査する手法を述べたが、これら2つの手法を組み合わせた調査も行われている。辻村らは、ブドウ栽培作業における上腕・頸部の姿勢と作業内容を目視で分類し、質問紙を用いた作業者の主観的負担と疲労の調査結果と組み合わせ、作業の改善点を調査した [25]。野村は作業内容と主観的負担に加え、医療診断により健康障害の実態も調査した [26]。上田らは介護職員を対象としたアンケートの結果を基に実験室内で介護作業を模した動作の筋電位と呼気ガスを計測し、ベッド高さが介護作業の負担に与える影響を調査した [55]。

以上のように、作業負担の調査は20世紀後半から様々な方法で調査が行われているが、依然として目視調査や、目視調査を前提とした姿勢評価指標が使用されていることが多い。慣性センサや画像認識を使用した動作計測で取得できる連続かつ詳細な作業動作の情報を活かすには、多くのデータと疫学データを組み合わせ、新しい評価指標を作成する必要がある。また、作業動作や主観的な負担など複数の情報を調査する場合、専門家や研究者など外部の調査者が必要とされる。本研究では、作業負担の調査方法として、作業者のみで行えるような簡易な計測方法の開発を目指す。また、作業負担の調査方法として、計測した心拍数と作業動作を組み合わせた負担の分析と、作業中に主観的な負担を調査する方法を提案し、筋電位の計測結果と比較してその有用性や利用方法について考察する。

2.2 作業動作の計測手法

作業動作の計測は、前述した通り作業負担の推定に重要な情報であるほか、作業環境を適切にするための評価要素としても使用される。JISZ8501の3.6.6「作業空間及び作業場

の設計」においても、姿勢、動作に関する注意事項が記述されている。

作業動作の計測手法は、作業空間に設置したカメラで作業を撮影する光学式の計測手法と、作業者に慣性センサを取り付ける計測手法の二つに分けられる。

光学式の動作計測手法の代表例として、赤外線カメラを用いたモーションキャプチャシステムがある。この手法では、複数台の赤外線カメラを死角のないよう計測空間に配置し、被計測者の全身に取り付けた球状の赤外線反射マーカの位置を撮影し、組み合わせることで3次元位置を求める。高精度な動作計測が可能であるが、高価な赤外線カメラを複数台用意する必要があること、全身の撮影であれば30個以上の反射マーカを被計測者に取り付けるため、準備に手間がかかること、遮蔽に弱いことなどから、実験室外での使用は困難である。より簡易な光学式の動作計測手法として、近年、カメラで撮影した動画から人の動作を自動推定する手法の研究が進んでいる。CaoらはOpenPoseという、単眼カメラで撮影した動画像から深層学習を用いて全身の姿勢を推定する手法を公開している[56]。OpenPoseでは平面内から関節の座標値を推定することで姿勢を求めるため、複数人の姿勢を同時に推定できるが、画像奥行き方向の姿勢は対象外となっている。OpenPoseを3次元姿勢に拡張する研究には、ステレオカメラの原理を利用し、事前に位置合わせをした複数台のカメラ画像を使用する方法[57, 58]と、1台の単眼カメラ画像に対し、3次元姿勢のデータセットを教師データとして用いる方法がある[59]。この手法では特殊な装置を必要としないが、遮蔽物の影響を受けるほか、撮影範囲が限られるため、1か所で行う作業でなければ複数台のカメラが必要となる。また、病院や介護施設などでは、利用者のプライバシーの問題から、撮影は困難である。

それに対し、作業者に取り付けした慣性センサを用いる方法では、利用者のプライバシーを侵害することなく、あらゆる場所での動作計測が可能である。慣性センサを用いた手法では、計測される情報はセンサを取り付けた位置の加速度や角速度であり、光学式と異なり部分的な情報しか取得できない。そこで、人体をリンク構造としてとらえ、各リンクに設置したセンサの傾きを統合し、姿勢や動作を求める。近年ではセンサの小型化軽量化が進み、より使用しやすくなっており、慣性センサ式のモーションキャプチャシステムも販売されている[60, 61]。これらのシステムでは10数個のセンサユニットを全身に取り付け、動作を計測する。

使用するセンサの数が多ければ詳細に全身の動作を計測できるが、その分取付けや準備に時間がかかるうえ、動作の妨げになる恐れがある。近年では、機械学習を用いて、少ないセンサで計測した情報から全身の動作を推定する手法が研究されている。Huangらが開発したDeep Inertial Poserという手法では、頭部・腰背部・左右手首・左右下腿の6か所に取り付けた慣性センサの出力を再帰型ニューラルネットワーク(RNN)に入力し、全身の動作姿勢をリアルタイムで推定する[21]。しかし、RNNの学習には膨大な訓練データが必要であるほか、計算コストも高く、大腿の姿勢など一部の姿勢推定の精度は低い。また、舞踊やスポーツの動作解析と比べ、作業負担の評価という計測目的では、全身の動作を再現することは必ずしも必要とは限らない。例えば、土谷らの開発した腰部負担推定システムでは、腰背部の姿勢のみで椎間板圧迫力の推定が可能である[43]。したがって、計測する目的や作業動作に合わせて、動作を計測する部位や慣性センサを設置部位を検討することが望ましい。

また、慣性センサの出力から姿勢を求めるには、その特性に合わせた計算処理を行う必

要がある。動作計測に用いられるセンサは主に加速度センサ、ジャイロセンサ、地磁気センサの3種類である。全てのセンサはそれぞれ計測する物理量が異なるため、得意とする速度帯や誤差の乗り方など異なった特性を持つ。そのため、使用するセンサの特性を考慮した上で計測を行う必要がある。例えば加速度センサを用いた姿勢計測では検出した重力加速度を使用するが、動作中は運動加速度も検出してしまうため、速い動作を計測する際は計測精度が落ちる。また、ジャイロセンサは速い動きにも対応できるが、センサの姿勢や温度により変化するドリフトが積分誤差として蓄積されてしまう。地磁気センサは、周囲に金属や磁気を発するものがあると、それらの影響を受けてしまう。

これらのセンサの問題を解決し、計測精度を向上する研究も数多く行われている。センサフュージョンはその一つであり、異なる複数種類のセンサ出力を、カルマンフィルタ [22] や相補フィルタ [23, 62, 63, 64] などを用いて組み合わせることで、計測精度を高める技術である。カルマンフィルタは高精度な計測を可能とするが、計算コストが高く、メモリも多く使用するほか、ノイズの情報が既知でなければ効果は薄い。一方相補フィルタはカルマンフィルタに比べて処理が単純であり、計算コストが低いにもかかわらず、カルマンフィルタに近い計測精度を実現できる [65, 66]。

慣性センサで計測した姿勢情報に加え、他のセンサで計測した情報や計測対象の拘束条件を利用し、姿勢計測精度を向上する研究も数多く行われている。丸山らは椅子などとの接触条件を用いて慣性センサからの姿勢再現精度を向上させる手法を提案した [67]。藤森らは全身に配置した触覚センサから身体と床面や椅子との接触の有無を検出し、慣性センサの計測値と合わせて姿勢を計測するモーションキャプチャスーツを開発した [68]。廣瀬らはGPSと加速度・角速度センサの出力を組み合わせ、スキーヤーの滑走姿勢と速度、経路を計測する手法を提案した [24]。

また、カメラと慣性センサを組み合わせた動作計測手法も研究されている。Heltenらは固定された1台の深度カメラと6個の慣性センサを使用して人間の姿勢を3次元人体モデル上に再現する手法を提案した [69]。また、Marcardらは8台のカメラの画像と被計測者に取り付けた5個の慣性センサを使用して3次元姿勢の推定を行った [70]。これらの手法では慣性センサのみで計測するよりも高い精度で姿勢や移動軌跡の推定が可能であるが、カメラの撮影範囲や遮蔽の影響を受ける。また、先述したプライバシーの問題もあるため、適用可能な作業環境は限られる。

本研究では様々な作業現場での使用を考慮し、慣性センサを用いた動作計測を扱う。計測精度向上のため、計算コストの低い相補フィルタを用いる。加えて、長時間の作業における姿勢計測精度を向上するため、相補フィルタを基にしたセンサ処理手法を提案する。慣性センサは小型ではあるが、全身に取り付けるには時間がかかり、作業の妨げとなる恐れがある。そこで、慣性センサを設置する身体部位の選択手法を提案する。

2.3 デジタルヒューマンモデル

デジタルヒューマンモデルとは、人間の構造をモデル化し、コンピュータ上で再現したものである。製品開発や作業空間の設計をするには、人間と設計対象の相互作用を考える必要がある。しかし、人間との相互作用を評価するには、実際に製品や空間を作成しなけ

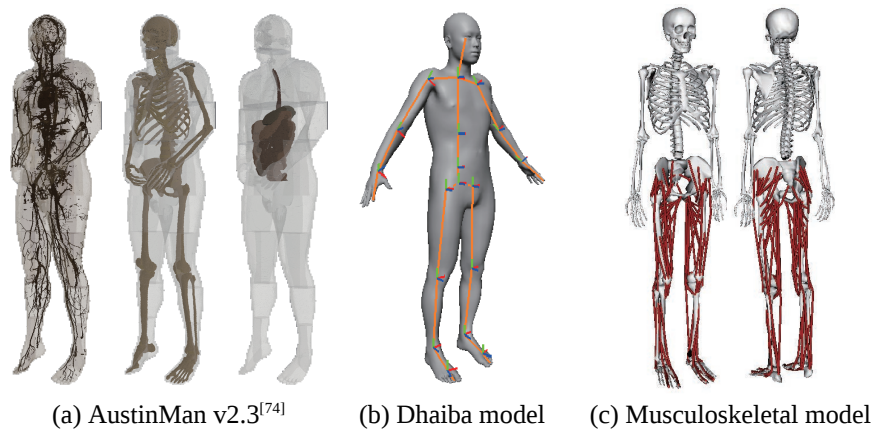


Fig. 2.1: Multiple kinds of digital human models

ればならず，設計初期で相互作用を評価するにはコストと時間がかかる．そこで 1990 年代後半には，CAD/CAE や上で製品の機能や形状をモデル化する際，人間と製品の相互作用を評価するため，コンピュータ上で人間の寸法や関節構造を再現したコンピュータマネキンが開発された．製品のデジタル化が進む中でコンピュータマネキンも浸透し，寸法や姿勢の再現精度についての国際規格が作成された（ISO15536-1：2005，15536-2：2007）．

コンピュータマネキンの活用が進む中で，寸法や姿勢などの形状のみではなく，内部構造や生理，心理，認知などの機能を再現する動きが高まり，より広義の用語としてデジタルヒューマンという名称が利用されるようになった．デジタルヒューマンの機能が多様化することで，その用途も幅広いものとなった．しかし，一つのモデルで人間の機能全てを再現すると，情報量が膨大になってしまう．そこで，モデルの用途に合わせて必要な機能のみを再現した複数種類のモデルが作成されている．デジタルヒューマンモデルの例を Fig. 2.1 に示す．持丸らは人間の機能を生理解剖機能，運動機械機能，心理認知機能の三面でとらえた [71]．生理解剖機能を持つモデルは，CT や MRI などのスライス画像を基に作成され，解剖学の教材や，放射線や電磁波が人体に与える影響のシミュレーションなどに使用される．米国の Visible Human Project は，研究目的で使用可能な医用断面画像を公開している [72]．このデータベースを基に作成されたデジタルヒューマンモデルに，VIP-MAN[73]，AustinMan and AustinWoman がある [74]．解剖学的ボクセルモデルの例として AustinMan v2.3 を Fig. 2.1(a) に示す．日本人のモデルとしては，長岡らが高周波電磁界の曝露評価を目的として，日本人の平均的な体格を持つ男性・女性の数値モデル [75] や子供のボクセルモデル [76] を作成した．

運動機械機能を持つモデルは，人間の筋骨格構造をリンク構造で再現したものが主となっている．その代表例に剛体リンクモデルがあり，人間の各関節の回転中心は一定という前提のもと，上腕，前腕，大腿，下腿など大まかな骨格構造を剛体のリンク機構に見立てて作成される [79]．中にはリンク構造を覆うように表皮形状を表現するメッシュモデルを持つものもある．表皮形状や人間の体格を再現する際には，人体寸法データベースが使用されることが多い．日本人の人体寸法データとして，1991 年から 1992 年にかけて工業技術院製品科学研究所が計測した日本人男女約 500 名分の寸法データセットが提供されて

いる [77]. また欧米の人体寸法データベースとして代表的なものに CAESAR project があり, アメリカ・イタリア・オランダの合計 5000 人について 3D スキャナで撮影した 3 次元形状モデルと, 従来の手法で計測した 40 か所の身体寸法のデータベースを構築している [78]. これらの形状を再現したモデルは姿勢の再現の他, 関節トルクや接触力などの力学的解析が可能なものもある. 代表的なモデルには Jack, RAMSIS, SANTOS などがある. また, 日本人の寸法データベースを基に作成されたモデルに Dhaiba モデルがある [82, 92]. Fig. 2.1(b) に, 剛体リンクモデルの例として Dhaiba モデルの構造を示す. 剛体リンクモデルに筋モデルを追加したものは筋骨格モデルと呼ばれる. 筋肉は, 骨に付着する起始点・停止点の位置と経路, 筋肉の弾性特性などを基にモデル化される. 筋骨格モデルと動力学計算用ソフトウェアを組み合わせた製品は複数存在する. 代表的なものに SIMM, Anybody[83], ARMO, nMotion musculus[84], OpenSim[44] などがあるが, リンク構造やモデル化の手法は製品により異なる [81]. Rajagopal らが作成した歩行解析用の筋骨格モデル [85] を Fig. 2.1(c) に示す. このモデルは, 全身骨格モデルと下半身の筋肉のモデルからなり, Opensim を使用した動力学解析が可能である. 関節トルクや筋張力を計算する手法には, 計測または設計した動作に逆動力学計算を適用する方法と, 筋張力から順動力学計算によって動作を生成する方法がある. 現在製品化されている筋骨格動力学ソフトウェアの多くは逆動力学計算を使用している.

このような運動機械機能を持つモデルは, コンピュータマネキンのように製品開発や作業空間設計に使用できるほか [86, 87, 89], スポーツや作業における運動の解析に [88] 活用される. デジタルヒューマンモデルを用いて動作の動力学解析を行うには, モデルに動作情報を入力しなければならない. モデルに動作を入力する際には光学式モーションキャプチャで計測した解剖学的特徴点群の座標値を入力する手法を用いるのが一般的である. 被計測者の解剖学的特徴点上にマーカを配置し, デジタルヒューマンモデル上の対応する位置に仮想マーカを定義する. モーションキャプチャで計測したマーカ座標と対応する仮想マーカの距離が最小となるモデル姿勢を求める. しかし, 光学式モーションキャプチャシステムを作業現場で使用することは困難である. 現場でも使用可能な機器で計測した動作を再現する手法として, 深度カメラで撮影した動作から姿勢角を認識し, デジタルヒューマンモデルに入力する方法もある [94]. 慣性センサで計測した動作を入力するには, 慣性センサの座標系からモデルの関節座標系に変換する必要がある. 一般的な手法として, 事前に定義した複数種類の姿勢を計測し, 慣性センサの傾きとモデルのリンク傾きの関係を求める手法がある [99]. また, 全身の姿勢計測が可能な慣性式モーションキャプチャシステムも存在する [60, 61] が, センサシステムごとに投影するモデルの構造が異なるため, 対応していないモデルに動作を入力するには, そのモデルに合った姿勢に変換する必要がある.

心理認知機能を再現したモデルは, ある状況下での行動データを蓄積することで作成される. Kitamura らは住宅を模した空間で幼児の行動を記録し, 幼児の行動と事故の危険性をモデル化した [90].

近年, これまで製品の設計やシステムの作成などに使用されてきたデジタルヒューマンモデルに, 新たな役割が生まれている. IoT の普及とともに, 生産機械から日常家電まで様々な機器のデータが収集されるようになった. これらの膨大なデータを用いて, サイバー空間に現実世界を再現し, 活用しようという動きが広がっている. この考えはデジタルツ

イン, サイバーフィジカルシステムなどと呼ばれる. 現実空間の膨大なデータを分析・知識化し, シミュレーションを行い, 事故予測や生産管理, 作業の自動化などへの活用が期待される. これまで製品が生まれる前の段階で使用されていたデジタルヒューマンモデルは, 製品から人間の状態を推定する, サイバー空間で人間の状態を再現するなど, システムの一部として組み込まれ, 利用されるようになった [91].

本研究では, センサ配置の決定手法において, 産業技術総合研究所が開発した Dhaiba モデル [92] を使用した. Dhaiba モデルは人体の関節構造を定義したリンクモデル (Armature) と, 表皮形状を表すメッシュモデル, 表皮上に設置された特徴点群からなり, 身長や体重など代表的な寸法値を設定し, 任意の体型のモデルを作成できる [93]. 表皮メッシュは Armature を構成する骨格 (Bone) の姿勢に応じて表皮変形手法: Skeletal Subspace Deformation により変形されるため, Bone 角度を与えることにより姿勢・動作の再現が可能である.

第3章 慣性センサを用いた 作業動作計測システム

3.1 3章の概要

複数の慣性センサを作業者に取り付け、作業を計測する手法について述べる．計測精度を向上させる手段として、複数種類のセンサを組み合わせたセンサフュージョンを使用する．本研究では、少ない計算コストでノイズの除去が可能な相補フィルタを用いる．3次元姿勢を計測するため、加速度センサと角速度センサの出力から四元数で回転を表現する手法について述べる．

長時間の計測を行う場合、センサフュージョンを用いても角速度の積分誤差が蓄積されてしまい、計測精度が下がることが予想される．そこで、1軸周りの平面的な姿勢計測に限定し、相補フィルタの係数を動作速度に合わせて変動させ、ノイズを除去する手法を提案する．

最後に、慣性センサの傾きから人間の姿勢角に変換する手法を述べる．

3.2 四元数相補フィルタを用いた三次元空間内の姿勢計測

本節では、四元数表現を使用し、前屈・側屈・回旋を含む3次元動作を計測対象とする手法について述べる．

四元数(クォータニオン)は、3次元空間における回転の表現や姿勢計算に頻繁に用いられている．四元数 $\tilde{q}$ はスカラ部 q_w とベクトル部 $\mathbf{q} = [q_x, q_y, q_z]$ からなる．矢田部による解説[98]にならい、直交座標系の x 軸、 y 軸、 z 軸の基底ベクトル $\mathbf{i}$ 、 $\mathbf{j}$ 、 $\mathbf{k}$ を用いて $\tilde{q}$ を以下のように表す．

$$\tilde{q} = [q_w, \mathbf{q}] = q_w + q_x \mathbf{i} + q_y \mathbf{j} + q_z \mathbf{k} \quad (3.1)$$

3次元回転を四元数 $\tilde{q}$ で表現すると、正規化された回転軸 $\mathbf{n} = [n_x, n_y, n_z] (|\mathbf{n}| = 1)$ と、軸周りの回転角 ψ を用いて、次式のように記述される．

$$\tilde{q} = \left[\cos \frac{\psi}{2}, \mathbf{n} \sin \frac{\psi}{2} \right] = \left[\cos \frac{\psi}{2}, n_x \sin \frac{\psi}{2}, n_y \sin \frac{\psi}{2}, n_z \sin \frac{\psi}{2} \right] \quad (3.2)$$

また、四元数表現における回転の合成は、四元数の積で表現できる． $\tilde{p} \rightarrow \tilde{q}$ の順に回転

させる場合、回転 $\tilde{p}$, $\tilde{q}$ の合成 $\tilde{r}$ は次式で定義される。

$$\begin{aligned}
 \tilde{r} &= \tilde{q}\tilde{p} \\
 &= (q_w + \mathbf{q})(p_w + \mathbf{p}) \\
 &= q_w p_w + q_w \mathbf{p} + p_w \mathbf{q} - \mathbf{q} \cdot \mathbf{p} + \mathbf{q} \times \mathbf{p} \\
 &= (q_w p_w - q_x p_x - q_y p_y - q_z p_z) \\
 &\quad + (q_x p_w + q_w p_x - q_z p_y + q_y p_z) \mathbf{i} \\
 &\quad + (q_y p_w + q_z p_x + q_w p_y - q_x p_z) \mathbf{j} \\
 &\quad + (q_z p_w - q_y p_x + q_x p_y + q_w p_z) \mathbf{k}
 \end{aligned} \tag{3.3}$$

ジャイロセンサ、加速度センサで計測した姿勢を四元数で表現する。

ジャイロセンサで計測した回転角 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]$ を四元数で表現すると、回転軸は $\frac{\boldsymbol{\omega}}{|\boldsymbol{\omega}|}$, 微小時間 Δt の回転角は $|\boldsymbol{\omega}|\Delta t$ となり、微小時間 Δt の回転 $\tilde{q}_\omega$ は次式で表現される。

$$\tilde{q}_\omega = \left[\cos \frac{|\boldsymbol{\omega}|\Delta t}{2}, \frac{\boldsymbol{\omega}}{|\boldsymbol{\omega}|} \sin \frac{|\boldsymbol{\omega}|\Delta t}{2} \right] \tag{3.4}$$

よって、時刻 0 から時刻 $t-1$ の姿勢への回転変換を $\tilde{q}_c[t-1]$ とおくと、時刻 0 から時刻 t の姿勢への回転変換は $\tilde{q}_\omega \tilde{q}_c[t-1]$ で表記される。

次に、加速度センサの出力 $\mathbf{a}_s = [a_x, a_y, a_z]$ から四元数を用いて姿勢を表現する。基準となる姿勢において、重力加速度の向き $\mathbf{g}$ が z 軸逆向きであり $\mathbf{g} = [0, 0, -1]$ とおくと、運動加速度を無視した場合、加速度センサの出力は $\mathbf{g}$ を $\mathbf{n}_a$ 軸周りに ψ_a 回転した姿勢と考えられる。よって、基準姿勢からの回転 $\tilde{q}_a$ は次式で表現される。

$$\mathbf{n}_a = [a_y, -a_x, 0] / \sqrt{a_x^2 + a_y^2} \tag{3.5}$$

$$\psi_a = \cos^{-1} a_z \tag{3.6}$$

$$\tilde{q}_a = \left[\cos \frac{\cos^{-1} a_z}{2}, a_y \sin \frac{\cos^{-1} a_z}{2}, -a_x \sin \frac{\cos^{-1} a_z}{2}, 0 \right] \tag{3.7}$$

以上により、四元数を用いた相補フィルタは次式で表現される。

$$\tilde{q}_c[t] = A \tilde{q}_\omega \tilde{q}_c[t-1] + (1 - A) \tilde{q}_a \tag{3.8}$$

3.3 変動相補フィルタを用いた矢状面内の姿勢計測

加速度センサとジャイロセンサを用いた相補フィルタでは、カットオフ周波数が固定されているため、任意の動作速度に対応することはできない。加えて、相補フィルタではジャイロセンサに乗る低周波ノイズのうち非変動分を線形較正しており、変動成分は除去されずに残ってしまう。この変動成分は相補フィルタのハイパスフィルタ効果によってある程度軽減されるが、低速度域を含む動作を計測するならば、計測対象とこのような低周波のドリフトを切り分ける工夫が必要である。また、長時間の計測を行う場合、除去されずに残ったノイズが積分誤差として蓄積されてしまうため、どこかで積分誤差をキャンセルすることが望ましい。

齋木らは歩行周期を用いてジャイロセンサを初期化し、積分誤差の累積を防ぐ手法を提案している [95]。しかしこの手法は歩行計測のみを対象としており、任意動作への適用は困難である。加えて、複数種類の運動からなる動作を計測する場合、動作周期から初期化を行うことは難しい。

問題となる低速度帯では、慣性センサで検出される運動加速度は非常に小さくなる。また前述のとおり、加速度センサの精度が落ちる高速度域ではジャイロセンサが効果的に使用できる。人の動作を計測対象として考えると、人は機械のように常に一定速度で動き続けることはなく、その運動速度は様々に変化する。以上より、加速度センサの精度が高まる速度域とジャイロセンサの精度が高まる速度域が異なることを利用し、その速度域に適したセンサ出力に重みを置くことで計測精度の向上が可能であると考えた。フィルタの重みを変化させる手法の先行研究として、大和らは地磁気センサと加速度センサの値よりジャイロバイアス誤差の推定・除去を行う手法を提案している [96]。また、E.Chang-Siuらはファジィ理論を用いてフィルタの重みを変化させる手法を提案している [97]。ここではジャイロ・加速度センサの2種類の使用を想定し、センサ特性から重み係数を設計する手法を論じる。

この節では、角速度に応じて相補フィルタの係数を変動させ、低速度帯では加速度に重みを置いてジャイロの積分誤差をリセットし、高速度帯では通常の相補フィルタとしてふるまうようなセンサフュージョン手法を提案する。この係数変動により、通常の相補フィルタの機能に加え、低周波のドリフトによる積分誤差を抑え込むことが可能となる。本手法では加速度センサとジャイロセンサを用いた人間の動作計測精度向上を目的としている。

3.3.1 変動相補フィルタの概要

相補フィルタとは、異なる有効周波数領域を持つ複数のセンサ出力を足し合わせ、計測精度を向上させる手法である。 z 軸周りのリンク回転角度 θ を計測対象とすると、加速度センサとジャイロセンサを用いた相補フィルタは式 (3.9) で表される。

$$\theta_c[t] = (1 - F) \theta_a[t] + F (\omega_s^z[t] \Delta t + \theta_c[t - 1]) \quad (3.9)$$

θ_c は推定角度、 θ_a は加速度センサの出力から求めた傾斜角、 ω_s^z はジャイロセンサ出力 $\omega_s = [\omega_s^x, \omega_s^y, \omega_s^z]$ の z 成分、 Δt はサンプリングタイム、 F はフィルタ係数である。足し合わせる有効周波数領域は、センサの周波数特性や計測対象動作の動作周期から設定する [62, 63]。しかし、従来の相補フィルタではフィルタ係数が定数であるため、幅広い動作周期を持つ対象の計測を行う場合、有効周波数領域からはずれてしまい、計測精度が落ちる恐れがある。そこで、本研究では動作速度に応じてフィルタ係数 F を変動させ、足し合わせる周波数領域を調整することで、計測動作に適応する手法を提案する。

フィルタ係数の変動の様相を係数の変動域、変動する角速度域、変動に使用する関数の3項目で定義し、それぞれの項目をジャイロセンサのドリフト特性と計測する動作の速度から設定する。

まず、測定対象とする動作や使用センサなどの条件を設定する。本手法では3軸加速度センサと3軸ジャイロセンサを用いた人の動作計測を想定し、計測対象は1軸周りの平面的な動作とする。ジャイロセンサの出力 ω_s に乗るドリフト ω_e と加速度センサ a_s の出力

に乗る運動加速度 $\mathbf{a}_m$ を除去することを目的とする．また，以下においてサンプリング周期はすべて 20ms とする．それぞれのセンサ出力を式 (3.10) で定義する．

$$\begin{aligned}\mathbf{a}_s &= \mathbf{a}_g + \mathbf{a}_m \\ \boldsymbol{\omega}_s &= \boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\omega}_e\end{aligned}\tag{3.10}$$

角速度 ω_s^z を用いて式 (3.9) における係数 F を関数 $F = F_v(\omega_s^z)$ とし，運動速度に応じて変動させる．

3.3.2 係数 F_v の設計

フィルタの係数 $F_v(\omega_s^z)$ を定義する．まず， F_v の値域を考える．運動加速度の影響を無視できる低速度域では加速度センサの出力 θ_a に重みを置くように $F_v = F_o$ とする．一方，ジャイロセンサのドリフトを無視できる速度域では通常の間補フィルタとしてふるまうように $F_v = F_c$ とする．よって， F_v の変動域は $F_o \leq F_v \leq F_c$ である．

次に F_v を変動させる角速度域を定義する．運動加速度を無視できる角速度域とは $|\mathbf{a}_s| \gg |\mathbf{a}_m|$ となる角速度域である．角速度が小さいほど運動加速度も小さいものと仮定し，角速度 ω_s^z の絶対値を用いて $|\omega_s^z| < \Omega_a$ と表す．同様にジャイロセンサのドリフトを無視できる角速度域が $|\omega_s^z| \gg |\omega_e|$ であると考え， $\Omega_\omega < |\omega_s^z|$ と表す．

この2つの範囲に合わせて F_v を変動させる関数を考えるが， Ω_a と Ω_ω の大小関係により使用する関数は異なる．

(a) $\Omega_a < \Omega_\omega$ の場合

この場合， $\Omega_a < |\omega_s^z| < \Omega_\omega$ という過渡域が生じるため，角速度 ω_s^z を変数とする関数 $f(\omega_s^z)$ を用いて， F_v の値を次式で表す．

$$F_v(\omega_s^z) = \begin{cases} F_o & (|\omega_s^z| < \Omega_a) \\ f(\omega_s^z) & (\Omega_a < |\omega_s^z| < \Omega_\omega) \\ F_c & (\Omega_\omega < |\omega_s^z|) \end{cases}\tag{3.11}$$

過渡域において $F_v = F_o$ から $F_v = F_c$ へ連続的に変化することが好ましいと考え，シグモイド関数を使用した．シグモイド関数の利点として，上限値と下限値を連続的に結ぶことができ，過渡域の広さや変曲点の位置を容易に調整可能であることが挙げられる．よって， F_v は次の式で記述され， $|\omega_s^z|$ によって Fig. 3.1 のようにシグモイド関数に沿って変動する．

$$F_v = f(\omega_s^z) = F_o + \frac{F_c - F_o}{1 + e^{-\alpha(|\omega_s^z| - \beta)}}\tag{3.12}$$

式中の α ， β はシグモイド関数の形状を制御する係数である．ゲイン α は過渡域の広さ ($\Omega_\omega - \Omega_a$) より定めることができ，変曲点の位置 β は過渡域の midpoint となる $|\omega_s^z|$ の値である．過渡域の広さから α を定める式を，簡単のため $\beta = F_o = 0$ ， $F_c = 1$ とした標準的なシグモイド関数 $\varsigma_\alpha(\omega_s^z)$ を用いて作成する．シグモイド関数 $\varsigma_\alpha(\omega_s^z)$ が $\omega_s^z = \Omega_a$ で 0 に漸近し， $\omega_s^z = \Omega_\omega$ で 1 に漸近するならば，対称であるため $\Omega_\omega = -\Omega_a$ となる．このとき十分に小さ

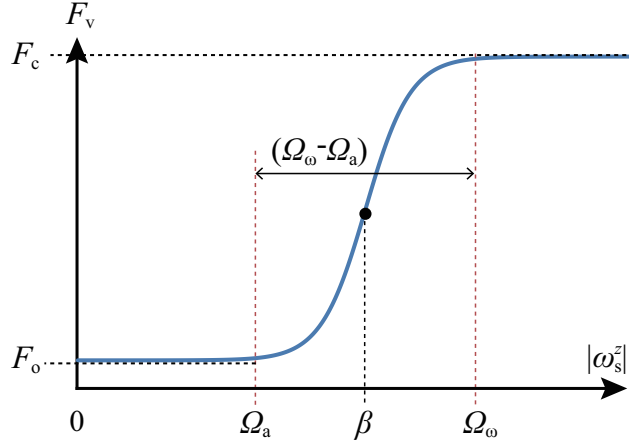


Fig. 3.1: Sigmoid curve when $\Omega_a < \Omega_\omega$

な値 $\gamma^{-\eta}$ ($\gamma > 1$, $\eta \gg 1$) を定義し、これが 0 に漸近することを用いて $s_\alpha(\Omega_\omega) = \frac{1}{1 + 10^{-\eta}}$ とおき、 $\Omega_\omega = \frac{\Omega_\omega - \Omega_a}{2}$ を用いて α を求めることができる。以上より、係数 α , β を次式で決定する。

$$\begin{cases} \alpha = \frac{2\eta}{\Omega_\omega - \Omega_a} \ln \gamma \\ \beta = \frac{\Omega_\omega + \Omega_a}{2} \end{cases} \quad (3.13)$$

(b) $\Omega_\omega \leq \Omega_a$ の場合

この場合、 $|\omega_s^z| \leq \Omega_\omega$ の範囲全体において加速度センサの精度が保障されているため、 Ω_ω をしきい値とし、ステップ関数を用いて F_v を切りかえる。

$$F_v = \begin{cases} F_0 & (|\omega_s^z| \leq \Omega_\omega) \\ F_c & (\Omega_\omega < |\omega_s^z|) \end{cases} \quad (3.14)$$

3.3.3 しきい値 Ω_a , Ω_ω の設計

続いて、変動域を定義するために使用したしきい値 Ω_a , Ω_ω を設計する。前述のとおり、運動加速度の影響を無視できるのは $|\mathbf{a}_g| \gg |\mathbf{a}_m|$ となる角速度域であり、この条件は式 (3.15) のように記述できる。

$$|\mathbf{a}_m| < |\mathbf{a}_g| \times \varepsilon_a \quad (3.15)$$

ε_a は $|\mathbf{a}_m|$ が $|\mathbf{a}_g|$ よりも十分小さい値であることを表すために使用した実数である。ジャイロセンサのドリフトを無視できる条件も同様に記述して

$$|\omega_s^z| > |\omega_e| \times \varepsilon_\omega \quad (3.16)$$

ε_ω は $|\omega_s^z|$ がジャイロセンサのドリフト $|\omega_e|$ よりも十分大きい値であることを表すために使用した実数である。

これらの式を用いて Ω_a , Ω_ω を定めるには、加速度センサなら運動加速度、ジャイロセンサならドリフトをそれぞれモデル化する必要がある。

運動加速度のモデル化

しきい値 Ω_a を定義するため、加速度センサにかかる運動加速度 $|\mathbf{a}_m|$ をモデル化する。 N リンクの二次元動作計測を対象とし、Fig. 3.2 に示すような N 自由度のリンク構造を考える。第 N リンクの先端にセンサを設置したと仮定し、第 i リンクの長さを r_i と記述する。第 $(i-1)$ リンクと第 i リンクのなす角度を θ_i とおくと、センサ座標系 $[x_s, y_s, z_s]$ の原点 $[s_x, s_y, s_z]$ は世界座標系において式 (3.17) で表記される。第 0 リンクは世界座標の x_W 軸とする。

$$\begin{bmatrix} s_x \\ s_y \\ s_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^N r_k \cos \left(\sum_{i=1}^k \theta_i \right) \\ \sum_{k=1}^N r_k \sin \left(\sum_{i=1}^k \theta_i \right) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

よって式 (3.18) を用いて加速度センサが出力する値は式 (3.19) のように期待される。

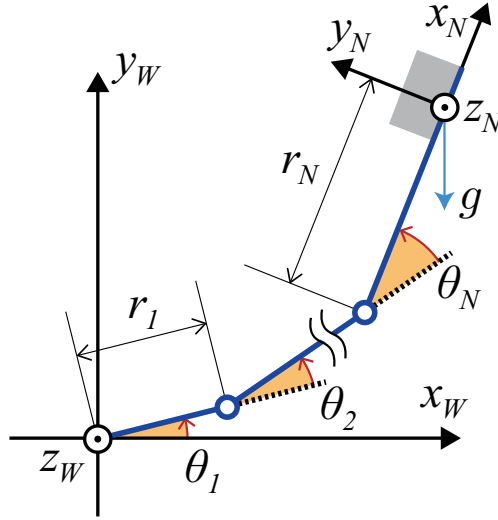
$$\begin{aligned} \vartheta_k^N &= \sum_{i=k}^N \theta_i \\ \mathbf{a}_s &= \mathbf{a}_g + \mathbf{a}_m = \begin{bmatrix} -g \sin \vartheta_1^N \\ -g \cos \vartheta_1^N \\ 0 \end{bmatrix} + \\ &\quad \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^{N-1} r_k \left\{ \ddot{\vartheta}_1^k \sin \vartheta_{k+1}^N - \left(\dot{\vartheta}_1^k \right)^2 \cos \vartheta_{k+1}^N \right\} - r_N \left(\dot{\vartheta}_1^N \right)^2 \\ \sum_{k=1}^{N-1} r_k \left\{ \ddot{\vartheta}_1^k \cos \vartheta_{k+1}^N + \left(\dot{\vartheta}_1^k \right)^2 \sin \vartheta_{k+1}^N \right\} + r_N \ddot{\vartheta}_1^N \\ 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.19)$$

ここで、まず Ω_a を求める。式 (3.19) について $|\ddot{\vartheta}_1^k| = 0$, $r_{\max} = \max_{1 \leq k \leq N} r_k$ とおき、 $-1 \leq \cos \vartheta_{k+1}^N \leq 1$ より $|\mathbf{a}_m|$ は次のように表記できる。

$$|\mathbf{a}_m| < r_{\max} \sum_{k=1}^N (\dot{\vartheta}_1^k)^2 \quad (3.20)$$

$\dot{\vartheta}_1^k$ は第 k リンクに設置されたジャイロセンサの出力となるため、 $\dot{\vartheta}_1^k = |\omega_s^z|$ と置き換える。 $\dot{\vartheta}_1^N = \dot{\vartheta}_{\max} = \max_{1 \leq k \leq N} \dot{\vartheta}_1^k$ と仮定し、式 (3.20) を式 (3.15) に代入して式 (3.21) を得る。

$$|\omega_s^z| < \sqrt{\frac{g \varepsilon_a}{N r_{\max}}} \quad (3.21)$$

Fig. 3.2: N link model

したがって N リンクの動作計測の場合、しきい値は次式で記述される。

$$\Omega_a = \sqrt{\frac{g\varepsilon_a}{Nr_{\max}}} \quad (3.22)$$

ジャイロセンサ特性のモデル化

次に使用するジャイロセンサのドリフト特性をモデル化し、しきい値 Ω_ω を定義する。ジャイロセンサのドリフトは多様な要因に起因するが、本手法においてはおおまかな最大値をモデル化できればしきい値 Ω_ω を求めるには十分である。特性のモデル化を簡単な実験を通して確認する。今回は ATR-Promotions 製小型無線多機能センサ (TSND121) を使用した。静的ドリフトを調べるため、センサの x , y , z 各軸をそれぞれ重力方向に向けた状態、重力と逆方向に向けた状態の計6通りの姿勢で3分間静止させ、角速度を計測した。計測結果より、このジャイロセンサには計測時間により変動するドリフトとセンサの姿勢により変化するドリフトがあることを実験的に確認した。各軸周りの回転運動を3通りの速度について計測し動的ドリフトを調べたが、静的ドリフトに比べ影響が小さかったため、今回は静的ドリフトのみを除去対象として考える。この実験結果を用いてジャイロセンサのドリフトを線形モデル化する。まず、計測時間を説明因子とし、線形モデルを用いてある姿勢のときのセンサ出力を単回帰分析した。6通りのすべての姿勢について同じ処理を行うと、各軸について6通りの線形モデルが得られた。ジャイロセンサ出力の i 軸周成分について、線形モデルの傾きと切片の平均値を求め δ_i , γ_i と置くと、ある姿勢 θ のときのジャイロセンサのドリフト ω_e^i は次式で表される。

$$\omega_e^i = (\delta_i + d_i(\theta))t + \lambda_i(\theta) + \gamma_i \quad (3.23)$$

式中の $d_i(\theta)$, $\lambda_i(\theta)$ は姿勢 θ を変数にもつ線形式であり、 t は計測時間 [s] である。

$d_i(\boldsymbol{\theta})$, $\lambda_i(\boldsymbol{\theta})$ は姿勢により変化する値であるが、しきい値を作成するには最大値を得られれば良いため、計測した 6 姿勢のうち $|\omega_e^i|$ を最大にする $\boldsymbol{\theta}_{\max}$ についての値を定数として使用する．このときの値をそれぞれ $d_i(\boldsymbol{\theta}_{\max}) = \hat{d}_i$, $\lambda_i(\boldsymbol{\theta}_{\max}) = \hat{\lambda}_i$ とおくと、式 (3.16) より i 軸周りの回転についてのフィルタしきい値 Ω_ω は次のように与えられる．

$$\Omega_\omega = |((\delta_i + \hat{d}_i)T + \hat{\lambda}_i + \gamma_i) \times \varepsilon_\omega| \quad (3.24)$$

T は想定する計測時間 [s] であり、計測者が任意に設定する．式中の ε_ω は式 (3.22) における ε_a と同様、センサの出力に含まれる不要な成分 $|\mathbf{a}_m|$, $|\omega_e|$ をどの程度から無視できるかを設定しており、求める精度や、計測対象の運動に応じて使用者が調整することが可能である．例として $\varepsilon_e = 10$ としたならば、動作の角速度がドリフトの 10 倍あればドリフトを無視できると設定したことになる．以上により、変動する角速度域のしきい値が定められた．

3.3.4 変動域の上端 F_c と下端 F_o の決定

最後に F_v の最大値 F_c と最小値 F_o を決定する．相補フィルタの係数は、センサの応答周波数から係数を決定する [62, 63] ことが多いが、今回は計測動作の周波数域から係数を定める．ただし、本研究ではサンプリング周期を 20ms とするため、ナイキスト周波数は 25Hz であり、(0, 25) の範囲を考える．式 (3.9) を Z 変換すると式 (3.25) が得られる．

$$\Theta_c[t] = \frac{1-F}{1-Fz^{-1}}\Theta_a[t] + \frac{F(1-z^{-1})}{1-Fz^{-1}}\Theta_\omega[t] \quad (3.25)$$

ただし

$$\begin{cases} \Theta_c[t] = \mathcal{Z}\{\theta_c[t]\} \\ \Theta_a[t] = \mathcal{Z}\{\theta_a[t]\} \\ \Theta_\omega[t] = \mathcal{Z}\left\{\sum_{k=1}^t \omega_s^z[k]\Delta t\right\} \end{cases} \quad (3.26)$$

これより、 Θ_a には一次の IIR ローパスフィルタ、 Θ_ω には一次の IIR ハイパスフィルタの効果が生じる．フィルタの利得が -3dB 以下となるカットオフ周波数は F によって変化する．今回の条件では F とローパスフィルタ、ハイパスフィルタのカットオフ周波数 f_{cut}^l , f_{cut}^h の関係として Fig. 3.3 が得られた．

まず加速度センサ信頼速度域での F_v の値 F_o を設計する．この速度域では、計測対象となる周波数帯をローパスフィルタの通過域で覆えるよう F_o の値を決める．人間の運動を計測対象とすると、考えられる周波数帯は 0~5Hz の範囲である．Fig. 3.3 より、 $F_o = 0.54$ のときローパスフィルタのカットオフ周波数が 5.05Hz であった．よって、この値を F_o とする．サンプリング周期 20ms で $F_o = 0.54$ としたときのローパスフィルタ・ハイパスフィルタのゲインをボード線図として Fig. 3.4 に示す．次に、ジャイロセンサ信頼速度域での F_v の値 F_c の設計方法について述べる． F_o の場合と同様に、この速度域で信頼度が高いジャイロセンサのハイパスフィルタで計測対象の周波数帯を覆うよう F を設定するのが理想であるが、今回のような 0~5Hz という低速度帯をハイパスフィルタで覆うことは

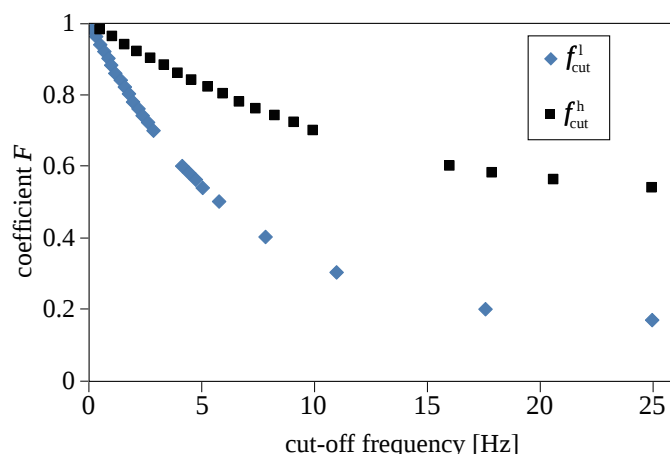


Fig. 3.3: Relationship between F and Cut-off frequency (Low-pass filter f_{cut}^l and High-pass filter f_{cut}^h)

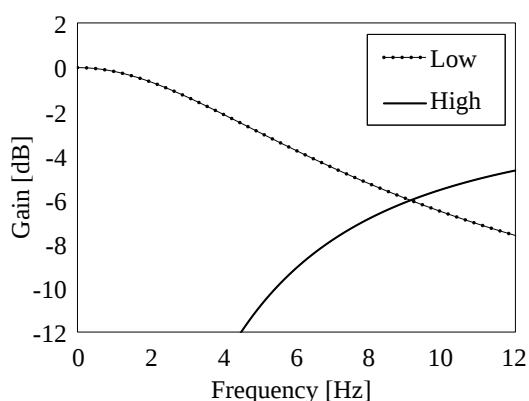


Fig. 3.4: Bode diagram when $F_0=0.54$

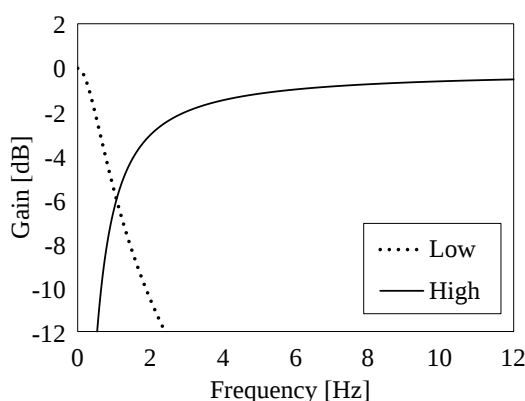


Fig. 3.5: Bode diagram when $F_c=0.925$

できない．よって代わりに人間の一般的な運動周波数である 2Hz を計測対象周波数とし、2Hz まで対応できるように F_c の値を決める．Fig. 3.3 より $F=0.925$ のときハイパスフィルタのカットオフ周波数が 2.03Hz であった．よってこの値を F_c とする．サンプリング周期 20ms で $F_c = 0.925$ としたときのローパスフィルタ・ハイパスフィルタのゲインをボード線図として Fig. 3.5 に示す．

3.3.5 人間の単純動作の計測

実験概要

提案手法の有効性を確認するため、本手法が対象とする人間の動作計測を行った．計測結果について、本手法で想定するノイズの変動成分に対する効果を確認するため、変動する仮想ドリフトをジャイロセンサの出力に付加し、その動作計測結果を従来の相補フィル

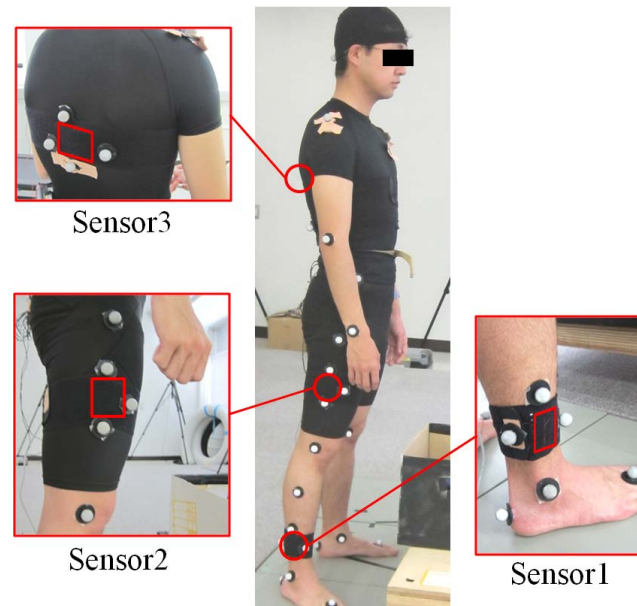


Fig. 3.6: Arrangement of sensors and markers

とと比較した。

被験者の背中・腿・下腿の3か所にセンサを取り付け、ひねりを含まない単純な動作の計測を行った。計測した動作は、次に1~4で示す10kgのおもりが入った箱の拳上動作である。

1. 床に置かれた箱を持ちあげる
2. 膝・腰が伸びた状態で静止
3. 箱を床に下ろす
4. 膝・腰を屈曲した状態で静止

この拳上動作の速度と繰り返し回数を変えた3通りの試行A、試行B、試行Cを、被験者3名についてそれぞれ3回ずつ計9回計測した。試行A、B、Cの速度・繰り返し回数のは次のとおりである。

試行A：1秒間隔で1回繰り返し

試行B：3秒間隔で1回繰り返し

試行C：1秒間隔で10回繰り返し

動作速度はメトロノームを使用して指示し、箱を持たない直立状態から動作を開始して箱を下ろし直立状態に戻って動作終了とした。慣性センサ配置をFig. 3.6に示す。また、慣性センサと同時にMotion Analysis社製の光学式モーションキャプチャシステムMAC 3D Systemを用いて動作を計測した。計測には11台の赤外線カメラを使用し、Fig. 3.6に示すように各センサの3辺に赤外線反射マーカを取り付け、このマーカを結ぶベクトルをセンサ角度の真値とした。

Table 3.1: Characteristics and filter coefficients of each sensor

Sensor Name	$ \omega_e [\text{rad/s}]$	$r_{\max}$ [m]	Ω_a [rad/s]	$T = 40\text{s}$		
				$\Omega_\omega[\text{rad/s}]$	α	β
Sensor1	$8.37T \times 10^{-7} + 4.90 \times 10^{-3}$	0.0890	0.010	0.049	713.0	0.029
Sensor1 _e	$5.00T \times 10^{-4} + (20 + \sin(\pi t/3)) \times 10^{-2}$			2.14	13.19	1.057
Sensor2	$-5.85T \times 10^{-7} + 2.35 \times 10^{-3}$	0.361	0.003	0.023	1395	0.013
Sensor2 _e	$4.99T \times 10^{-4} + (20 + \sin(\pi t/3)) \times 10^{-2}$			2.03	13.59	1.020
Sensor3	$2.46T \times 10^{-7} + 13.2 \times 10^{-3}$	0.487	0.002	0.062	457.4	0.032
Sensor3 _e	$5.00T \times 10^{-4} + (20 + \sin(\pi t/3)) \times 10^{-2}$			2.02	13.65	1.014

フィルタ設計

使用したセンサ (TSND121) のそれぞれのドリフト $\omega_e[\text{rad/s}]$ と関節中心からの距離 $r_{\max}[\text{m}]$ に合わせ、式 (3.22)(3.24) を用いてしきい値 Ω_a , $\Omega_\omega[\text{rad/s}]$ を求めた。その際、式中の係数はそれぞれ $\varepsilon_a = 10^{-6}$, $\varepsilon_\omega = 10$ と実験的に定め、計測時間より試行 A は $T = 20\text{s}$, 試行 B は $T = 40\text{s}$, 試行 C は $T = 60\text{s}$ とした。しきい値を求めると、すべてのセンサについて $\Omega_a < \Omega_\omega$ であった。よって式 (3.12) を使用してそれぞれの α , β を求め、フィルタの係数を決定した。また、使用するジャイロセンサの性能によって温度などの影響を受けドリフトが変化することが考えられる。そこでドリフトの変化に対するロバスト性を比較するため、ジャイロセンサの出力に次式で与えられるようなドリフト $e[\text{rad/s}]$ を加えた仮想センサ Sensor1_e, Sensor2_e, Sensor3_e を考え、同様にセンサの姿勢角を求めた。

$$e = \left(20 + \sin \frac{\pi t}{3}\right) \times 10^{-2} \quad (3.27)$$

各センサの ω_e , $r_{\max}$ としきい値 Ω_a , Ω_ω , シグモイド関数の係数 α , β を Table 3.1 に示す。このうち Ω_ω , α , β は T の値によって変化するため、一例として試行 A, $T = 20\text{s}$ の値を示す。比較対象として、加速度センサの出力のみ、ジャイロセンサの出力のみ、通常の相補フィルタを用いた場合の3種類の計測結果を用いる。相補フィルタの計算には式 (3.9) に示すものを使用する。3.3.4 項で述べたように人間の一般的な動作周波数である 2Hz がジャイロセンサ・加速度センサ両方の計測範囲に含まれるよう、式中の係数 F は $F = 0.925$ とした。

実験結果

試行 A について、横軸に $|\omega_i^z|[\text{deg/s}]$, 縦軸に F_v をとりグラフに表すと Fig. 3.7 となった。Table 3.1 に示したフィルタ係数の設定値とグラフ中の F_v の変曲点などを見比べると、設計した通りに係数 F_v が変動していることが確認できる。試行 A における Sensor3 の計測結果のうち1回分を Fig. 3.8(a), (b) に示す。グラフ内の $\hat{\theta}$ はモーションキャプチャを用いて求めた角度であり、これを真値とする。

まず、Fig. 3.8(a) より、提案手法を用いて求めた角度 θ_v と、加速度センサ、ジャイロセンサの出力のみから求めた角度 θ_a , θ_ω を比較する。ジャイロセンサの出力のみから求

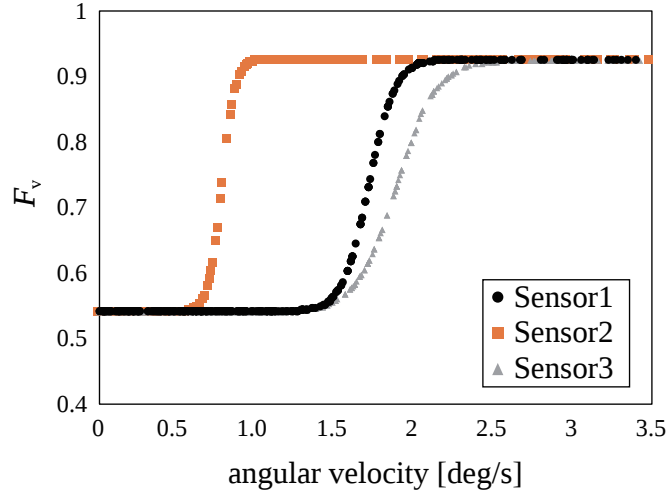


Fig. 3.7: Transition of F_v

めた計測角度 θ_ω は、積分誤差の影響を大きく受け、真値から大きく離れてしまっている。一方、加速度センサの出力のみから求めた θ_a は真値から大きく外れることはないが、動作中、特に 3s, 5s, 6s など屈曲動作の開始時と終了時に運動加速度による高周波成分が乗っていることが見て取れる。その点、提案手法を用いた θ_v は積分誤差や運動加速度の影響を除去し、真値に追従できていることがわかる。次に、Fig. 3.8(b) を例に提案手法を使用した結果と、式 (3.9) の従来の相補フィルタを用いた結果を比較する。 θ_c が従来の相補フィルタを用いた結果、 θ_v が提案手法を用いた結果であるが、グラフではこの二つの計測結果に大きな差は見られない。

RMSE(平均二乗誤差) を用いて計測精度を比較する。試行ごと (試行 A, 試行 B, 試行 C) の提案手法、相補フィルタ、ジャイロセンサ、加速度センサによる計測結果の RMSE の平均値 R_v , R_c , R_ω , R_a [deg] を Table 3.2 に示す。そのうち、Sensor2 の結果について Fig. 3.9 に示す。

RMSE 値を比較すると、 R_ω は計測時間が長いほど大きくなり、Fig. 3.8 にも見られたように積分誤差の影響が現れている。また R_a は動作速度の遅い試行 B において値が低くなっていることから、動作速度が速いほど運動加速度の影響を強く受けている。提案手法の RMSE 値 R_v と R_ω , R_a を比較しても、提案手法を用いることで計測精度が向上していることが示されている。またグラフで差が見られなかった相補フィルタの計測結果と提案手法の計測結果を RMSE 値から比較しても、やはり計測精度に大きな差は見られない。加えて、試行によっては θ_c と θ_v の間に有意差が認められなかった。これは、今回使用したセンサがドリフトの影響を受けづらいものであったことも影響していると考えられる。

次に仮想ドリフトを付加した結果を検証する。精度の向上が期待されるフィルタ係数変動部分 ($F_v < 0.925$) について、従来の相補フィルタと変動相補フィルタの計測角度の RMSE 値を求めた。求めた RMSE 値を Table 3.3 に記載する。RMSE 値を比較すると、Sensor3_e の試行 C を除くすべての試行で計測誤差が減少していた。従来の相補フィルタと変動相補フィルタで最も計測誤差の違いが大きかったのは Sensor1_e の試行 B であり、差

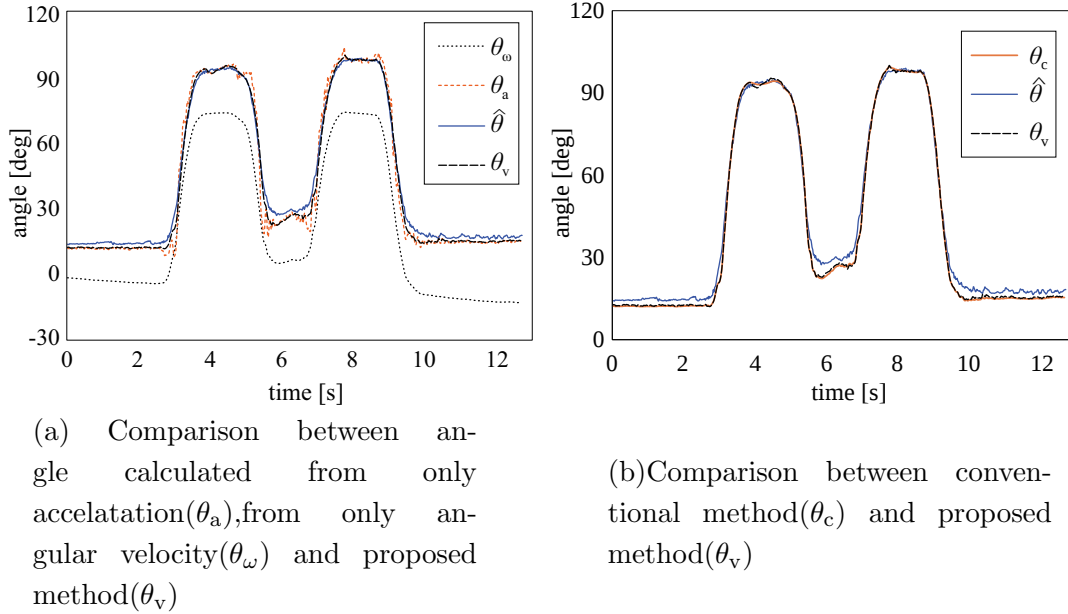


Fig. 3.8: Measured angle of the Sensor 3 in trial A

は2.14degであった。一方、Sensor3_eの試行Cにおいて計測精度が低減してしまった原因には、係数の切り替えにより、運動加速度の影響を受けてしまったことが考えられる。これは、大きいドリフトに合わせてジャイロ信頼速度域の閾値を決めたため、Table 3.3にあるように速い運動速度でなければ従来の相補フィルタとして動作しなくなったことが原因である。そのほかには、今回想定していた1軸周り以外の運動の影響などが考えられる。同じセンサの計測結果で試行の種類によるRMSE値の低減度を比較すると、どれも試行Bにおいて精度が向上していた。3秒間隔の動作を行った試行Bは動作中静止している時間が多く、運動速度も1秒間隔の試行A,Cより遅いため、ドリフトをキャンセルするタイミングが多い上に運動加速度の影響も受けづらく、効果が現れやすかったのだと考えられる。

3.3.6 ロボットマニピュレータ動作の長時間計測

実験概要

ドリフトが蓄積しやすい長時間の計測に対する手法の有用性を検証するため、ロボットマニピュレータの同一リンク上に慣性センサ Sensor3, Sensor4, Sensor5 (TSND121) を取り付け、1時間連続して1リンク回転動作を計測した。使用したロボットマニピュレータは三菱電機製の産業用ロボット MELFA (RV-12SDL-S42) である。計測した動作は次の4動作を1セットとし、10セットごとに回転速度を0.14rad/sから0.78rad/sの間で変化した。

1. 床と水平状態で3秒静止
2. 床から60degの角度までアームを回転

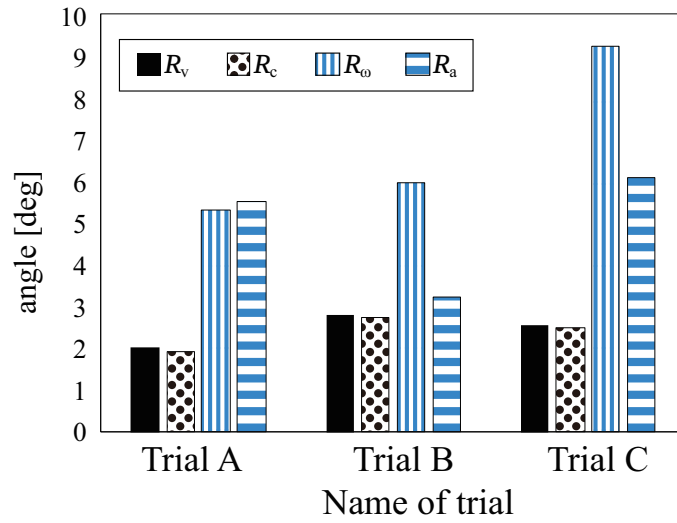


Fig. 3.9: RMSE of the Sensor2 by each method [deg]

Table 3.2: RMSE of each sensor and method [deg]

Trial	Sensor1			
	R_v	R_c	R_ω	R_a
Trial A	4.05	4.03	6.07	6.33
Trial B	4.47	4.49	7.78	4.80
Trial C	3.76	3.63	8.98	6.77
Trial	Sensor2			
	R_v	R_c	R_ω	R_a
Trial A	2.09	2.00	5.48	5.69
Trial B	2.88	2.86	6.15	3.33
Trial C	2.67	2.56	9.55	6.27
Trial	Sensor3			
	R_v	R_c	R_ω	R_a
Trial A	4.98	5.18	22.04	11.85
Trial B	2.83	2.89	31.10	3.00
Trial C	4.30	4.31	42.34	9.19

Table 3.3: RMSE of each sensor with drift [deg]

Trial	Sensor1 _e	
	R_v	R_c
Trial A	4.74	6.50
Trial B	4.71	6.85
Trial C	4.56	6.00
Trial	Sensor2 _e	
	R_v	R_c
Trial A	2.69	4.13
Trial B	3.03	5.04
Trial C	3.68	4.77
Trial	Sensor3 _e	
	R_v	R_c
Trial A	3.33	3.51
Trial B	2.38	3.11
Trial C	4.42	4.15

Table 3.4: Characteristics and filter coefficients of Sensor3, 4 & 5

Sensor Name	$ \omega_e $ [rad/s]	$r_{\max}$ [m]	Ω_a [rad/s]	Ω_ω [rad/s]	α	β
Sensor3	$2.79T \times 10^{-6} - 11.2 \times 10^{-3}$	0.858	0.0033	0.017	161.6	0.088
Sensor4	$-1.87T \times 10^{-4} - 11.5 \times 10^{-3}$	0.980	0.0031	0.026	1168	0.014
Sensor5	$-1.25T \times 10^{-4} - 4.68 \times 10^{-3}$	0.935	0.0032	0.047	626.4	0.025

3. 角度を保って3秒静止

4. 床と水平になるまでアームを回転して戻す

フィルタ設計

係数を $\varepsilon_a = 10^{-6}$, $\varepsilon_\omega = 10$, $T = 4000\text{s}$ とし, 先の実験と同様に式 (3.22)(3.24) を用いてしきい値 Ω_a , Ω_ω を求めた. 各センサの ω_e , $r_{\max}[\text{m}]$ としきい値 Ω_a , $\Omega_\omega[\text{rad/s}]$, シグモイド関数の係数 α , β を Table 3.4 に示す. また, 従来の相補フィルタのパラメータおよび計算式は第 3.3.5 節と同様, 式 (3.9), $F = 0.925$ を使用した.

実験結果

実験の結果, リンク運動中はほぼ等しい計測結果となったが, 静止中の姿勢計測結果に差が生じた. 計測結果の一部を Fig. 3.10 に示す. グラフより, 提案手法を用いた場合 θ_v でも相補フィルタを用いた場合 θ_c でも, 静止する直前では速度が急激に変化するためか, 運動加速度の影響を受けてしまっている. しかし, 静止したのちは, θ_v の方が早く真値に収束できている. これは, 遮断周波数を変動させる効果が有効に働いた結果と言える. 静止中について RMSE 値を計算すると, Fig. 3.11 となった. RMSE 値を比較しても, 提案手法を用いた θ_v の方が精度よく計測できていることがわかる. また, 計測した動作速度も精度向上の要因の一つである. 今回計測したマニピュレータの運動速度は 8.0deg/s から 45deg/s であり, 静止状態も含むため, 周波数に変換すると 0Hz から 0.12Hz 程度となる. しかし, この周波数帯はフィルタ係数に使用した $F_c = 0.925$ の計測対象から外れてしまっている. そのため, 係数が固定されている従来の相補フィルタでは計測精度が低減した. 精度を向上するためには, 運動速度を求め, それに合わせてフィルタ係数 F を設定しなおす必要がある. 一方, 提案手法は速度に合わせて係数が調整されるため, 想定より低い運動速度については計測対象外でも精度を保って計測することができた. これにより, 先に述べたように静止したのち真値に収束する速さに違いが生じたと考えられる.

以上の結果より, 積分誤差の蓄積が懸念される長時間の計測において, 提案手法が有用であることが確認できた. この θ_v と θ_c の計測精度の差は, 1 時間を超える計測や, 精度が低いセンサではより顕著に現われると考えられる. また, 計測対象外の運動速度に対しても提案手法を用いることで対応可能であることが確認できた.

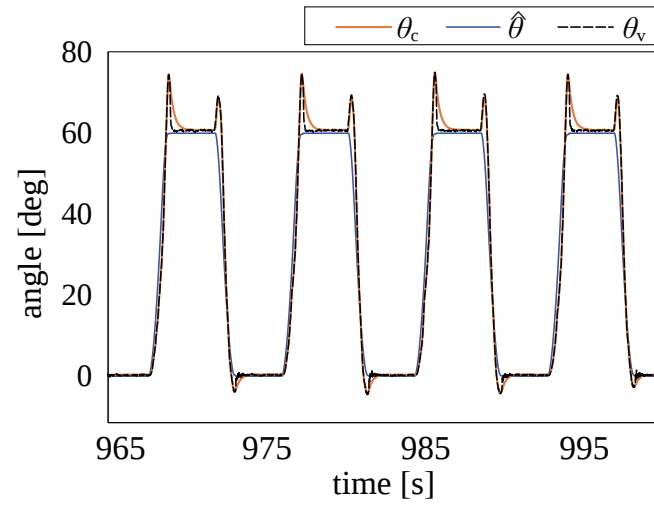


Fig. 3.10: Measured angle of Sensor 4

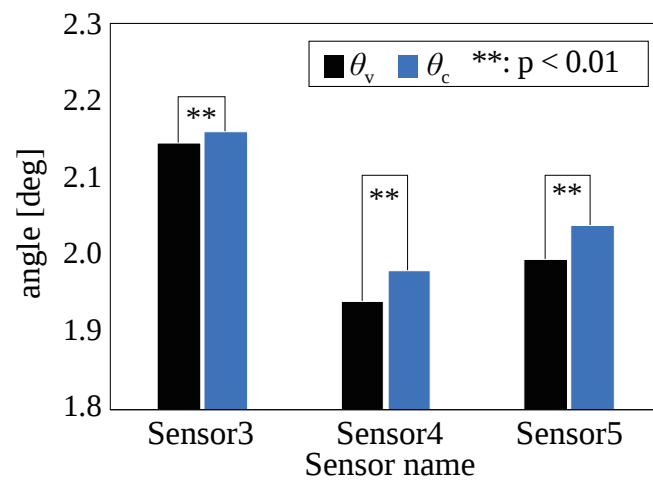


Fig. 3.11: RMSE of each sensor

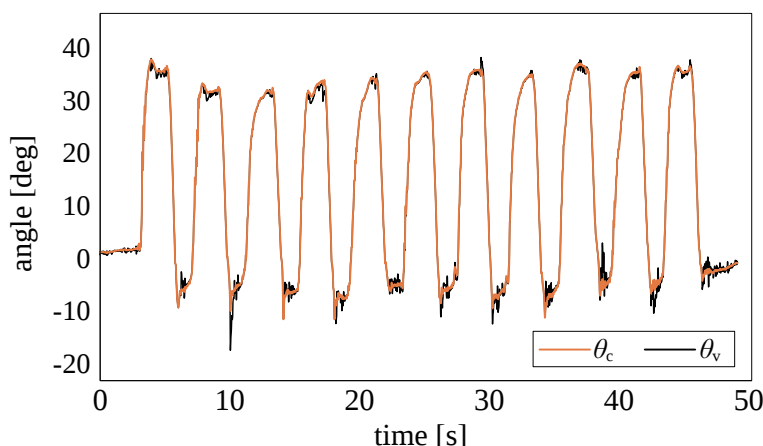


Fig. 3.12: Measured angle of Sensor1 in trial C

3.3.7 考察

係数変動部分の一部について、従来の相補フィルタよりも精度が低下した原因を考察する。

Sensor1 による試行 C の計測結果の一例を Fig. 3.12 に示す。グラフより、従来の相補フィルタに比べ、提案手法によって求めた角度 θ_v が運動加速度の影響を受けてしまっていることがわかる。これは提案手法を用いても精度が改善されていない要因の一つである。角速度から低速度帯を判別しているにも関わらず高い運動加速度が検出されている原因として、1 軸以外の回転による運動加速度の影響が考えられる。今回は人体の関節の動きを 1 軸周りの回転と仮定し計測した。しかし実際は、背部は脊椎を構成する多数の関節が連動して回転している。また、股関節は球体状の関節構造であり、回転軸を 1 軸に限定することは難しい。これらの要因により、人間の関節の動きは完全に 1 軸周りの回転とはならない。そのため、角速度がしきい値以下でも運動加速度の影響を受けてしまった恐れがある。この課題を解決することにより、さらなる精度向上が見込める。加えて、係数を変動させることにより、相補フィルタが本来持つ遮断特性が弱まり、トレードオフの関係になっていることも原因の一つである。そのため、運動の性質によっては期待した効果が得られない可能性もある。これらの要素も考慮した変動設計の改善を今後の課題としたい。

3.4 人の姿勢角への変換

慣性センサから人の姿勢を求める手法は、CG や運動計測など様々な分野で研究されており、sensor to segment calibration, anatomical calibration など呼び方も多数ある [99]。Picerno らは、慣性センサを取り付けた L 字やコの字の較正器具を使用し、身体部位ごとに世界座標系からの傾きを調べる方法を提案している [100]。この手法は設置する慣性センサと同じ数、較正器具を用いた初期姿勢の計測を行う必要があるため、手間がかかる。Seel らは膝やひじなど 1 軸周り回転のみが可能な関節の角度を、事前に計測した任意の動作データを基に求める手法を提案した [101]。この手法では股関節など自由度の高い関

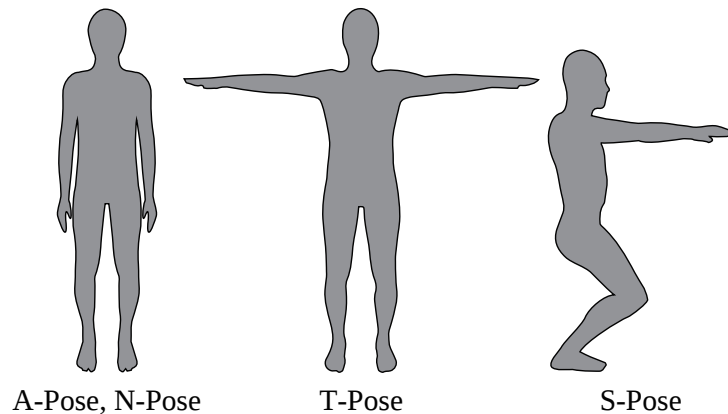


Fig. 3.13: Poses for sensor calibration

節の角度を求めることはできない．近年では，人の姿勢角をデジタルヒューマンモデルを用いて表すものが主流となっている．この手法では，あらかじめセンサの設置部位を把握しておき，事前に想定した複数の較正用姿勢を計測することで，計測した傾きとデジタルヒューマンモデルの姿勢を対応づけ，変換式を作成する [60]．決まった姿勢を計測し，それを基に変換式を作成するという手順はほとんどのモデルで共通しているが，細かい計算処理などは異なる．もっとも単純な手法は，計測データを基に最小二乗法などを用いて回帰式を作成する手法である．較正用姿勢の再現が正確に行えない場合，変換精度が低減する恐れがあるため，模倣がたやすい姿勢が用いられる．直立状態で両腕を水平に横に開いた姿勢（T ポーズ）は，CG や光学式モーションキャプチャなど様々な分野で使用される較正用姿勢である．その他の姿勢として，両腕を体側につけて直立した姿勢（A ポーズ [61]，N ポーズ [60]）や，膝を曲げ，左右の腕を前に出す姿勢（S ポーズ [61]）などがある．これらの較正用姿勢を Fig. 3.13 に示す．

本研究では，事前に計測した複数の姿勢を用いて慣性センサの初期の軸向きをそろえ，そのあとにデジタルヒューマンの姿勢角と対応を取る手法を用いる．この手法であれば初期の慣性センサの向きや同じリンク内でのセンサのずれの影響を解消できる．

3.4.1 慣性センサ座標系向きの設定

慣性センサの傾きから人の姿勢角や動作を求めるためには，各部位に取り付けた慣性センサの座標系の向きをそろえる必要がある．そこで，複数の静止姿勢における重力加速度を計測し，そのデータを用いて慣性センサの座標系を設定した世界座標系 ${}^W\Sigma = [X_W, Y_W, Z_W]$ の向きにそろえる．直立姿勢を基準姿勢とし，世界座標系の各軸の向きについて， Z_W は基準姿勢時の重力逆向き方向， $X_W - Y_W$ 平面は水平面と並行であり， Y_W 軸は背面向きと定義する．計測する静止姿勢は，基準姿勢 (P_1) と，IMU センサ設置部位を世界座標系の 1 軸周りに回転させた姿勢 (P_2) である．ここでは背部と大腿，下腿に慣性センサを取り付けた場合について考える． P_1 は体幹と下肢が直立の状態である．上肢

は計測対象外であるため、姿勢は指定しない。P₂ は背部と大腿、下腿を P₁ から 1 軸周りに回転させた姿勢であればよい。ここでは膝を屈曲し、腰を前屈させた姿勢を使用する。慣性センサ s で計測した P₁, P₂ の姿勢における加速度を ${}^s\mathbf{a}_1$, ${}^s\mathbf{a}_2$ とおくと、センサ座標系 ${}^s\Sigma$ から見た世界座標系の各軸向き $[{}^s\mathbf{X}_W, {}^s\mathbf{Y}_W, {}^s\mathbf{Z}_W]$ は ${}^s\mathbf{a}_1, {}^s\mathbf{a}_2$ を用いて次のように表記される。

$$\begin{cases} {}^s\mathbf{X}_W = -{}^s\mathbf{a}_1 \\ {}^s\mathbf{Y}_W = {}^s\mathbf{a}_2 \times {}^s\mathbf{a}_1 \\ {}^s\mathbf{Z}_W = {}^s\mathbf{Z}_W \times {}^s\mathbf{X}_W \end{cases} \quad (3.28)$$

したがって、センサ座標系から世界座標系への回転変換はロドリゲスの回転公式より次式で求められる。

$${}^W\mathbf{R}_s = {}^s\mathbf{R}_W^T = \begin{bmatrix} {}^s\mathbf{X}_W / \|{}^s\mathbf{X}_W\| \\ {}^s\mathbf{Y}_W / \|{}^s\mathbf{Y}_W\| \\ {}^s\mathbf{Z}_W / \|{}^s\mathbf{Z}_W\| \end{bmatrix} \quad (3.29)$$

3.4.2 デジタルヒューマンモデルを用いた動作の再現

次に、センサで計測した姿勢をデジタルヒューマンモデルの姿勢に変換する。使用するモデルによって細かな構造や関節角の定義は異なるが、事前に設定した複数の姿勢を計測し、計測データを基に変換式を作成するという大まかな手順は共通している。もっとも単純な手法は、計測データを基に最小二乗法などを用いて回帰式を作成する手法である。

本研究ではデジタルヒューマンモデルとして産業技術総合研究所において開発された Dhaiba モデル [92] を使用した。よって、Dhaiba モデルを用いた場合の動作再現手法について説明する。

Dhaiba モデルの構造

Dhaiba モデルは、Fig. 3.14 に示すように、人体の関節構造を定義したリンクモデル (Armature) と、表皮形状を表すメッシュモデル、表皮上に設置された特徴点群からなり、身長や体重など代表的な寸法値を設定し、任意の体型のモデルを作成できる [93]。表皮メッシュは Armature を構成する骨格 (Bone) の姿勢に応じて表皮変形手法: Skeletal Subspace Deformation により変形されるため、Bone 角度を与えることにより姿勢・動作の再現が可能である。また、Dhaiba モデルでは、モデル空間の世界座標系基準のリンク傾き、親リンク基準のリンク傾きの両方の回転角を取得可能である。したがって、較正用姿勢時の世界座標系基準のリンクの傾きと、基準姿勢を再現し計測したセンサの傾きを用いて、センサ姿勢からリンク姿勢への変換式を作成する。

姿勢変換手法

事前に想定した姿勢であれば、デジタルヒューマンモデルのリンクの傾きは既知である。較正用姿勢時の世界座標系基準のセンサ計測姿勢を回転行列 ${}^W\mathbf{R}_s$ 、デジタルヒューマン

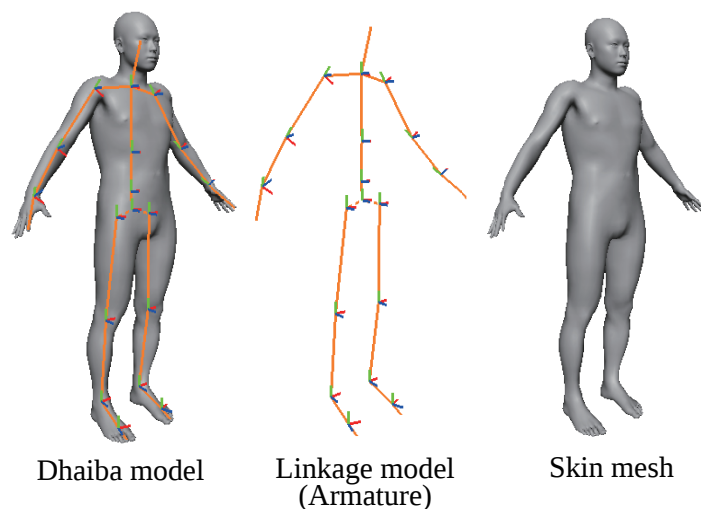


Fig. 3.14: The structure of Dhaiba model

モデルの世界座標系基準姿勢を ${}^W R_m$ とおくと、センサ姿勢からリンク姿勢への回転変換行列 R_c は次式から求められる。

$${}^W R_m = R_c {}^W R_s \quad (3.30)$$

また、全身の姿勢角を計測していない場合、計測していない部分の姿勢角は固定値とするか、他の姿勢角から推定する必要がある。

3.5 3章のまとめ

慣性センサを用いて作業動作を計測するために、センサに乗るノイズやドリフトの除去方法と、センサの傾きから人間の姿勢角に変換する手法について述べた。まず、加速度センサが検出する高周波ノイズや角速度センサに乗るドリフトや角度算出時の積分誤差を処理するため、係数を介して加速度センサ・角速度センサの出力を足し合わせる四元数相補フィルタについて述べた。また、より誤差が蓄積しやすい長時間の計測を目的とし、非計測者の運動速度に合わせて相補フィルタの係数を変動させる手法を提案した。提案手法について、人間の単純動作における矢状面内の姿勢角とロボットマニピュレータの1軸周り回転動作を計測し、その精度を従来の相補フィルタと比較した。実験の結果、予想しないドリフトが角速度センサにのる場合と、1時間以上の動作計測において提案手法は従来の相補フィルタよりも計測誤差が小さく、想定する長時間の動作計測に有用であることが確認された。次に、慣性センサの傾きから人間の姿勢角へ変換する手法について、複数のキャリブレーション用姿勢を事前に計測し、その計測値を基にセンサ座標系から計測空間の世界座標系、人体モデルの関節座標系に変換する手法について述べた。以上により、慣性センサを用いて簡易かつ高精度に作業者の動作姿勢を計測することが可能となった。

第4章 動作計測対象部位の決定手法

4.1 4章の概要と目的

慣性センサを用いた動作計測では、人体をリンク構造としてとらえ、計測した各リンクの動作情報を統合して人間の動作を推定している。全リンクに慣性センサを取り付ければ、全身の詳細な動作を計測できる。しかし、作業現場での使用を想定すると、作業の妨げにならないよう、センサの数は最低限に抑えることが好ましい。慣性センサの使用数を削減するためには、全身のうちどの部位の姿勢動作を計測する必要があるのかを明らかにしなければならない。本節では、人体を Dhaiba モデル [92] というデジタルヒューマンモデルのリンク構造としてとらえ、腰部の負担解析と作業の分類に必要な最低限の姿勢計測対象部位を求める手法を提案する。

腰部の負担は背部の姿勢角を計測することで求められる。土谷らは腰椎に沿って設置した曲げセンサと胸椎・仙骨上に設置した加速度センサから腰椎の姿勢を計測し、椎間板の圧迫力を推定するセンサシステムを開発している [43]。また、センサで計測した背部姿勢を筋骨格モデルに入力することで、腰部にかかるトルクを負担として求めることもできる [102]。よって、計測対象リンク選定の基準の一つは、背部姿勢の計測精度とする。

慣性センサを用いた動作認識は、様々な分野で行われている。Bao らは5個の加速度センサを用いて日常動作の認識を行っている [103]。Omae らは1個の加速度・角速度・地磁気センサを用いて水泳方法の認識を行っている [104]。人間の動作計測データを用いて識別を行う場合、複数の姿勢角を入力情報として用いるため、高次元のデータとなる。よって、汎化能力の観点から本研究では Support vector machine (SVM) [105] を用いた作業分類を行う。

SVM はマージン最大化を分類基準としているため、次元の大きいデータを入力としても汎化能力が劣化しづらいという特徴を持つ。しかし、認識に無関係な入力は分類精度に影響を及ぼす可能性があるため、様々な特徴量選択の手法が研究されている [106][107]。基本的な SVM の特徴選択の手法は、認識率を選択基準とする wrapper method [108] と、認識率を使用せず、認識率に関わりのある指標を基準とする filter method [109] に分類される。

動作認識の精度向上を目的とした特徴量選択の研究も行われている。Omae らは背部に取り付けた1個の加速度・角速度・地磁気センサの出力から、認識に使用する特徴量の選択を行っている [110]。しかし、この研究ではセンサで計測する身体部位や個数についての評価は行われていない。Fish らは全身に取り付けた14個の加速度センサから、日常動作の認識に必要なセンサの選定を行っている [111]。この手法では認識率の向上を特徴量選択の目的としており、我々の目的の一つである腰部姿勢計測の精度については考慮されていない。

そこで、本章では従来の wrapper method に背部姿勢の計測精度を選択基準として加え、

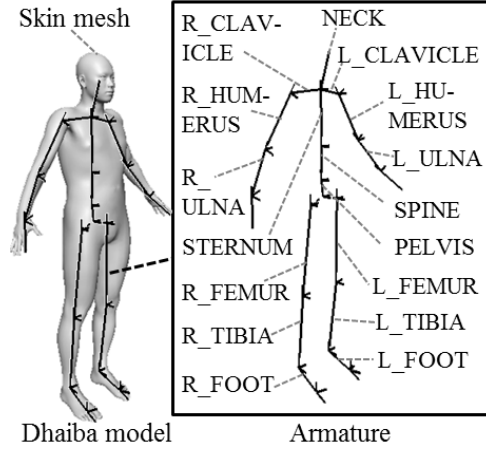


Fig. 4.1: Bones of Dhaiba model:
candidates of feature selection

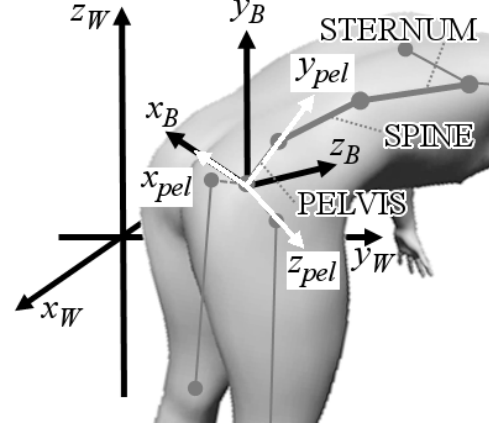


Fig. 4.2: A definition of the body axis

目標とする認識率と背部姿勢計測精度を達成できる最低数の特徴量を求める。

4.2 特徴量選択手法

4.2.1 特徴量:Bone 姿勢の定義

特徴量の候補として Dhaiba モデルの Bone 回転角を使用する。作業時にセンサ設置可能な箇所を考慮し、Dhaiba モデルを構成する全 Bone の内、Fig. 4.2.1 に示す 16 個の Bone を特徴量の候補として定義する。

被計測者の立つ向きを姿勢角と分けて考えるため、水平面内における被計測者の骨盤の向きを表す Body 座標系を定義し、Bone_n の回転角 $\theta_n = (\theta_n^x, \theta_n^y, \theta_n^z)$ は Body 座標系に対する XYZ 回転オイラー角とする。Body 座標系を $\Sigma_B = [x_B, y_B, z_B]$ とおく。世界座標系を $\Sigma_W = [x_W, y_W, z_W]$ 、Dhaiba モデルの骨盤にあたる PELVIS の Bone 座標系を $\Sigma_{pel} = [x_{pel}, y_{pel}, z_{pel}]$ とおくと、Body 座標系の原点 O_B は PELVIS 座標系の原点 O_{pel} と一致し、 $y_B = z_W$ であり、 z_B は z_{pel} の $x_W y_W$ 平面写像と定義する。各座標系の位置関係を Fig. 4.2.1 に示す。

4.2.2 Wrapper method を用いた順方向特徴量選択

SVM の特徴選択手法は、選択の基準と選択する順番でおおまかに分類される。特徴選択の目的である認識率を選択基準とする手法は wrapper method と呼ばれる [108]。それに対して、認識率ではなく、特徴量間の類似度や特徴量のクラス分類結果などを基準として特徴を選択する手法は filter method とよばれる [109][106]。その他に wrapper method と filter method を組み合わせた手法や [107]、要素選択を学習時に行う embedded method がある。また、基準に基づいて特徴選択を行う際、特徴量を 1 つずつ増やしていく方法を順方向選択 (forward selection)、全特徴量から 1 つずつ削減していく方法を逆方向選択 (backward selection) といい、さらにこれらを組み合わせた手法も存在する。本研究では

計測部位が多い、つまり入力として使用する特徴量が多いほど認識率が高くなると仮定し、認識率を用いた順方向の特徴選択 (W-FS) をベースとして使用する。

求める作業分類精度を $\alpha_A (0 < \alpha_A < 1)$ とおく。この精度を満たす最低限の計測対象 Bone を順方向選択で求めるものとする。従来手法では特徴量候補を個別に評価するが、本研究で学習に用いる Bone_{*n*} の回転角は *x* 軸周り回転角 θ_n^x , *y* 軸周りの θ_n^y , *z* 軸周りの θ_n^z の3つあるため、一つの Bone に対し、特徴量は3つとなる。したがって、Bone 単位で特徴量を選択する必要がある。すべての計測候補 Bone を $\mathcal{B}_{\text{all}} = \{\text{PELVIS}, \text{SPINE}, \text{STERNUM}, \text{NECK}, \dots, \text{R.FOOT}\}$, 候補数を $|\mathcal{B}_{\text{all}}| = N$ とする。今回は $N=16$ である。特徴量セット $\mathcal{X} = \{\text{Bone}_n | 1 \leq n \leq N\}$ とおくと、各 Bone ごとに回転角が3個あるため、SVM で使用する特徴量の数は $3|\mathcal{X}|$ となる。 $\mathcal{X}$ を用いた SVM の認識率を $A(\mathcal{X})$ とおく。分類に使用する Bone の数を p とおくと、W-FS は次の手順で行われる。また、この手順をフローチャートで表すと Fig. 4.3 となる。

1. $p = 1, \mathcal{X} = \emptyset$ とする
2. $\mathcal{B}_{\text{all}}$ から p 個選ぶすべての組み合わせについて、それぞれ SVM で分類を行い、認識率が最高となる組み合わせを $\mathcal{X}^p$ とおく
3. (1) $A(\mathcal{X}^p) < \alpha_A : p < N$ なら $p = p + 1$ と更新して手順2に戻り、 $p = N$ なら終了
(2) $A(\mathcal{X}^p) > \alpha_A : \mathcal{X} = \mathcal{X}^p$ として終了

4.2.3 提案手法

SVM の特徴選択手法である順方向の wrapper method(W-FS) に姿勢計測精度の評価を組み込んだ新たな特徴選択手法を提案する。提案手法の評価は作業分類の正解率と腰部姿勢の計測精度の2点から行う。腰部姿勢の計測誤差率を $\alpha_F (0 < \alpha_F < 1)$ とおく。

まず、姿勢計測対象の Bone を選択する。今回は腰部の負担を求めるため、Fig. 4.2.1 に示される骨盤リンク PELVIS, 腰椎リンク SPINE, 胸椎リンク STERNUM を計測対象とする。STERNUM の Bone 座標系 $\Sigma_{\text{ste}} = [x_{\text{ste}}, y_{\text{ste}}, z_{\text{ste}}]$ の向きを Fig. 4.4 に示す。PELVIS, SPINE についても同様に、図内の各 Bone の近位側が Bone 座標系の中心であり、Bone に沿った遠位方向が *y* 軸、腹部方向が *z* 軸の向きを示す。計測対象 Bone の内、動作中の角度変化傾向が類似している Bone を一つのグループ $\mathcal{T}_m$ にまとめる。ここでの判断基準には、Bone_{*i*} のクォータニオン回転角 ψ_i を用いた相関係数を使用する。すべての計測候補 Bone を $\mathcal{B}_{\text{all}} = \{\text{PELVIS}, \text{SPINE}, \text{STERNUM}, \text{NECK}, \dots, \text{R.FOOT}\}$, 候補数を $|\mathcal{B}_{\text{all}}| = N$, Bone_{*i*}, Bone_{*k*} のクォータニオン回転角 ψ_i と ψ_k の相関係数の絶対値を $r(\psi_i, \psi_k)$ と置く。相関を判断するしきい値を $\alpha_r (0 < \alpha_r < 1)$ とおき、 $r(\psi_i, \psi_k) > \alpha_{\text{all}}$ を満たす時、Bone_{*i*}, Bone_{*k*} は姿勢計測対象グループ $\mathcal{T}_m$ に加える。さらに、 $\mathcal{T}_m$ の集合を $\mathcal{T}$ とおく。姿勢計測対象グループ $\mathcal{T}_m$ が M 個あるとすると、 $\mathcal{T}_m, \mathcal{T}$ は以下の式で定義される。

$$\mathcal{T}_m = \{\text{Bone}_i | r(\psi_i, \psi_k) > \alpha_{\text{all}}, i, k < N\} \quad (4.1)$$

$$\mathcal{T} = \bigcup_m^M \mathcal{T}_m \quad (4.2)$$

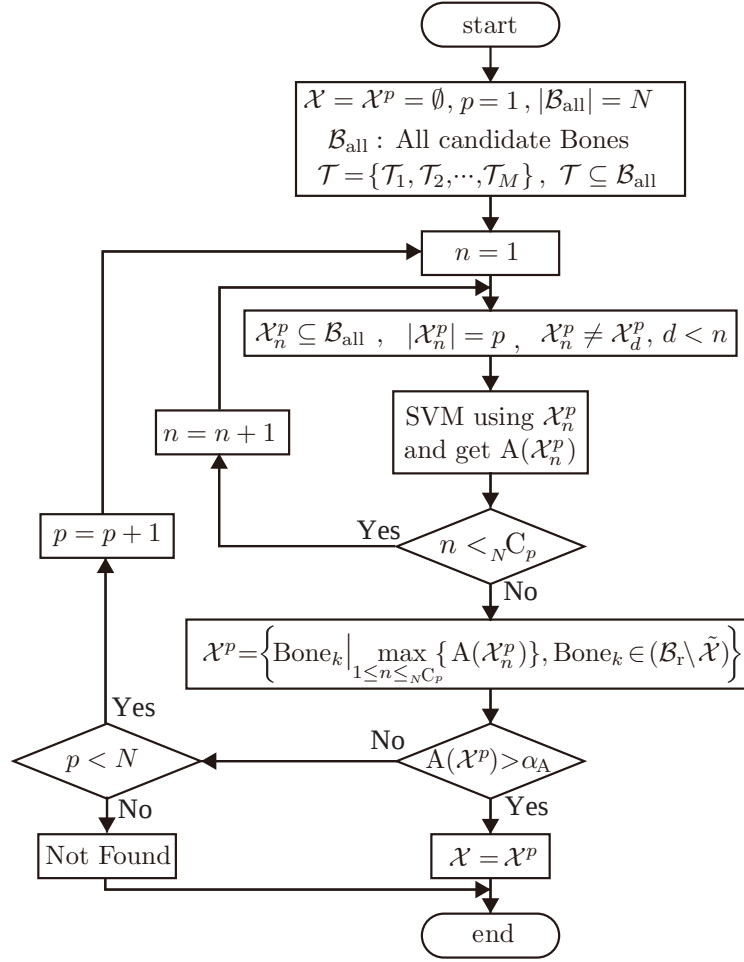


Fig. 4.3: Wrapper method with forward selection

次に、すべての特徴量候補 $\mathcal{B}_{\text{all}}$ と計測対象グループ $\mathcal{T}_m$ の相関係数を求める。先ほどと同じく、クオータニオン回転角を比較する。 $\mathcal{T}_m$ に含まれる Bone が 1 つでない場合 ($|\mathcal{T}_m| > 1$), $\mathcal{T}_m$ の要素を Bone_k とおくと、 Bone_i と $\mathcal{T}_m$ の相関 R_i^m は次式で定義する。

$$R_i^m = \frac{1}{|\mathcal{T}_m|} \sum_{\text{Bone}_k \in \mathcal{T}_m} r(\psi_i, \psi_k) \quad (4.3)$$

相関 R_i^m , Bone_i の回転角 $\theta_i = (\theta_i^x, \theta_i^y, \theta_i^z)$ を用いた SVM の認識率 $A(\text{Bone}_i)$ を用いて、計測対象 $\mathcal{T}_m$ に対する、 Bone_i の特徴量評価関数 E_i^m を次式で定義する。

$$E_i^m = R_i^m + A(\text{Bone}_i) \quad (4.4)$$

姿勢計測対象角度は、線形回帰を用いて求める。線形回帰式は、教師データについて分類作業ごとに最小二乗法を用いて作成する。 Bone_i の角度 θ_i を用いて求めた Bone_n の角度 θ_n の推定角度を ${}^i\hat{\theta}_n$ とおく。この回帰誤差率 $F(\theta_i, \theta_n)$ は、 $\theta_n = (\theta_n^x, \theta_n^y, \theta_n^z)$ の内、最も分散が大きい角度 θ_n^k の平均値 $\tilde{\theta}_n^k$ と、 θ_n^k の平均二乗誤差平方根 $\text{RMSE}({}^i\hat{\theta}_n^k)$ を用いて次のように定義する。

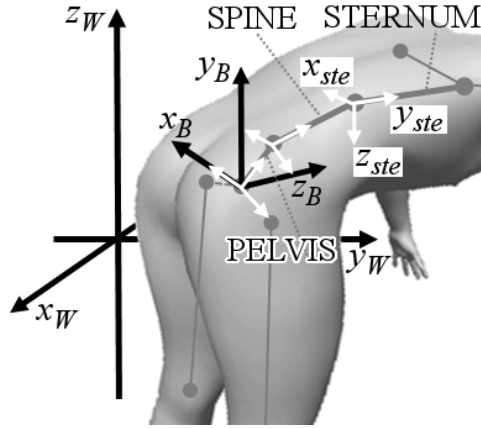


Fig. 4.4: Position and direction of each back bone axis

$$F(\theta_i, \theta_n) = \frac{\text{RMSE}(\hat{\theta}_n^k)}{\hat{\theta}_n^k} \quad (4.5)$$

この結果を用いて、教師データにおける Bone_i の $\mathcal{T}_m$ に対する回帰性能を次式により $\bar{F}_i^m$ と定義する.

$$\bar{F}_i^m = \frac{1}{|\mathcal{T}_m|} \sum_{\text{Bone}_n \in \mathcal{T}_m} F(\theta_i, \theta_n) \quad (4.6)$$

提案する特徴選択手法は、次の手順で行われる. また、この手順をフローチャートで表すと Fig. 4.5 となる.

1. $\mathcal{X} = \tilde{\mathcal{X}} = \emptyset$
2. すべての計測対象グループ $\mathcal{T}_m$ について、 E_i^m が最大となる Bone_i を選ぶ
3. $|\mathcal{T}_m| = 1 \wedge \text{Bone}_i \in \mathcal{T}_m$ が成り立つ場合、または $\bar{F}_i^m < \alpha_F$ ならば $\mathcal{X}_m = \text{Bone}_i$ として手順5へ、 $\bar{F}_i^m > \alpha_F$ ならば手順4へ
4. 手順2で選んだ Bone の次に E_k^m が大きい Bone_k を選び、再び手順3へ
5. $\tilde{\mathcal{X}} = \bigcup_m^M \mathcal{X}_m$ とし、 $\tilde{\mathcal{X}}$ を特徴量として SVM で分類を行う. $A(\tilde{\mathcal{X}}) > \alpha_A$ ならば $\mathcal{X} = \tilde{\mathcal{X}}$ として終了. それ以外は $p = 1$ として手順6へ
6. $\mathcal{B}_{\text{all}} \setminus \tilde{\mathcal{X}}$ から p 個の Bone を選び、 $\tilde{\mathcal{X}}$ と合わせて SVM で学習を行い、認識率が最高となる p 個の組み合わせを $\mathcal{X}^p$ とおく
7. $A(\tilde{\mathcal{X}} \cup \mathcal{X}^p) > \alpha_A$ ならば $\tilde{\mathcal{X}} = (\tilde{\mathcal{X}} \cup \mathcal{X}^p)$ として終了, それ以外は $p = p + 1$ として手順6へ

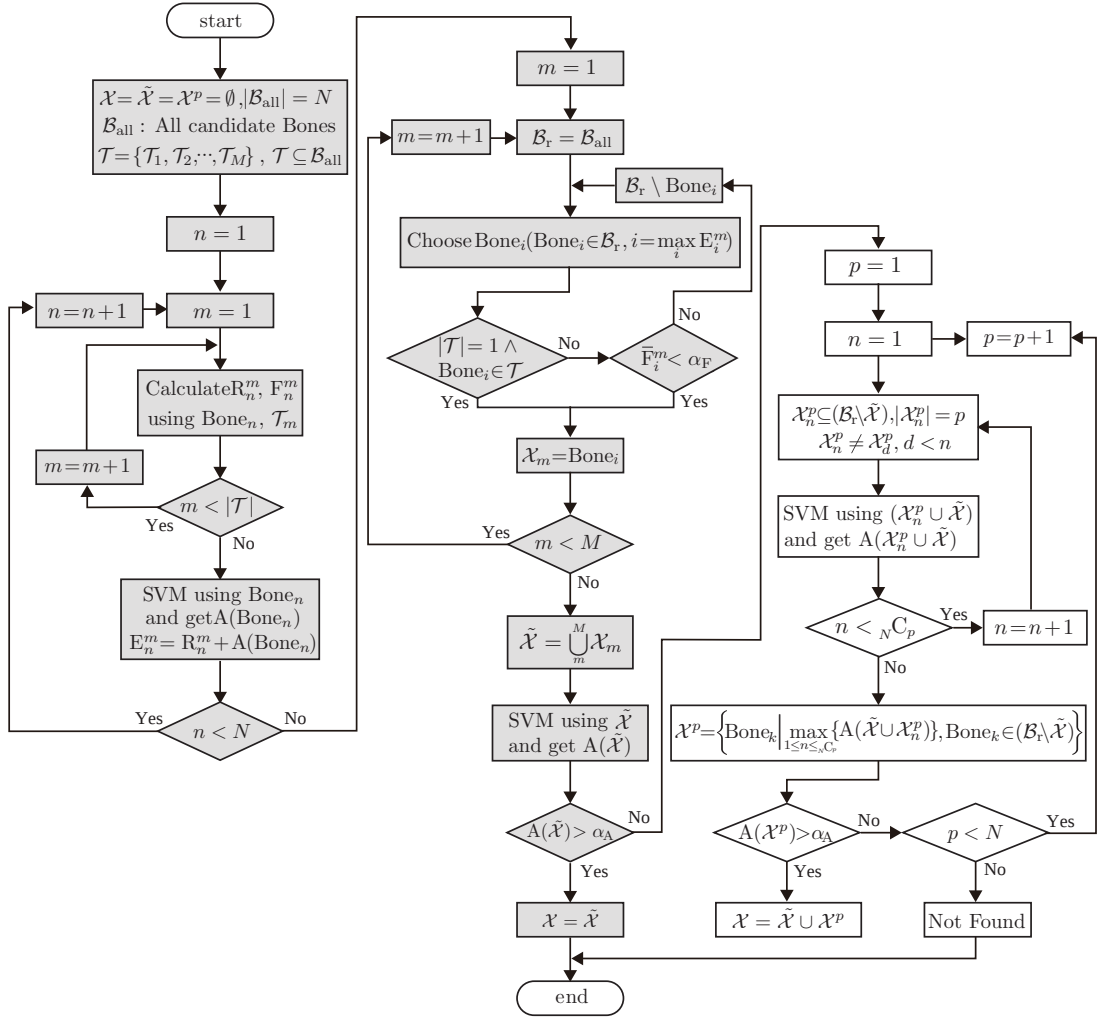


Fig. 4.5: Proposed bone selection method (The part painted with gray is a procedures newly added to conventional method.)

4.3 模擬作業動作を用いた検証実験

4.3.1 実験概要

本研究では作業者ごとに作業分類・腰部姿勢計測に必要な計測対象部位を求めることを想定する。同じ作業を繰り返す際に生じる作業方法や姿勢のばらつきに対して有効な計測対象部位を求めるため、被験者は1名(身長172cm, 右利き, 20代男性)とし、模擬的な作業を複数回繰り返す動作を実験室内で計測し、提案手法の有効性を評価した。

本研究では介護作業の認識を目標とするが、介護者や被介護者の運動能力、使用する器具などによって作業方法が異なり、すべてを再現することは困難である。そこで、今回はベッドから車椅子への移乗介護作業において頻繁に出現する立位・中腰・蹲踞の3姿勢を抽出し、これらの姿勢を含む模擬作業を認識対象とした。模擬作業は、各姿勢を一定時間維持できるよう、異なる高さで行う3種類の作業W1, W2, W3とし、作業ごとに場所を

移動するようにした。移動は $W0$ と定義した。各作業の内容と再現する姿勢を Table 4.1 に示す。作業空間のレイアウトを Fig. 4.6 に示す。各作業の作業台高さは、Fig. 4.6 に示すように $W1=0.0$ m, $W2=0.3$ m $\cdot$ 0.4 m, $W3=0.7$ m である。各作業で使用する錘の質量は、片手での運搬も可能なように、 $A \cdot B=1.2$ kg, $C \cdot D=0.5$ kg, $E \cdot F=1.0$ kg とした。作業手順は次のように指示した。

1. 位置 $P0$ から位置 $P1$ まで歩く
2. 作業 $W1$ を実施
3. 位置 $P2$ まで歩く
4. 作業 $W2$ を実施
5. 位置 $P3$ まで歩く
6. 作業 $W3$ を実施
7. 位置 $P1$ まで歩く
8. 手順 2~7 を 5 回繰り返す
9. 位置 $P0$ に戻る

作業速度や作業の実施方法は被験者の自由とした。計測前には十分に練習を行い、被験者が作業を習得してから計測を行った。

計測には光学式モーションキャプチャシステム MAC 3DSystem(Motion Analysis 社)を用いた。赤外線カメラを 11 台使用し、被験者の解剖学的特徴点に取り付けた赤外線反射マーカ 35 点の 3 次元座標を計測した。計測した座標値を Dhaiba モデルに入力し、動作中の Dhaiba モデルの Bone 回転角を取得した [112]。また、動作の様子を撮影した動画から目視で $W0 \sim W3$ の作業に分類し、分類結果の真値とした。

作業は 5 回連続で行い、最初の 1 回分を教師データ、残りの 4 回分をテストデータとした。1 回の平均作業時間は 43.3 s(フレーム数 4337)であった。計測で得られた $W1$, $W2$, $W3$ の代表的な作業姿勢を Fig. 4.7 に示す。

4.3.2 計測結果と提案手法の検証

Wrapper method を用いた順方向特徴選択手法の適用結果

実験により得られた Bone 回転角の時系列データと作業分類真値を用いて、提案する特徴量選択手法の評価を行う。今回は求める作業分類精度を $\alpha_A = 0.8$ とする。従来の特徴量選択手法である W-FS を用いて特徴量選択を行うと、特徴量データセットは $\mathcal{X}_{\text{pre}} = \{L_ULNA\}$ 、分類精度は $A(\mathcal{X}_{\text{pre}}) = 0.86$ となり、左前腕のみの姿勢で目標分類精度が達成された。

左前腕が選択された要因について考察する。被験者は右利きであるため、Fig. 4.7 に示したように錘の移動は右手を中心に使用していた。 $W3$ については左手も補助的に使用していた。各 Bone ごとに SVM を行い、その正解率を比較したところ、最も正解率が高い

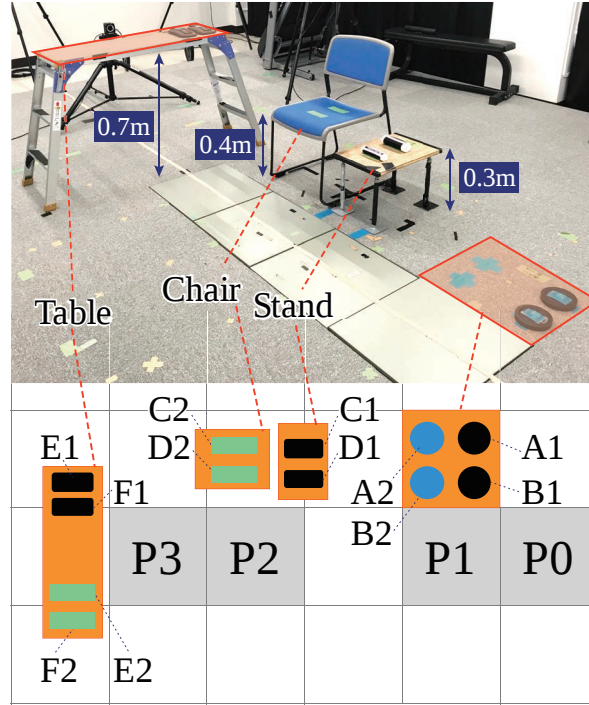


Fig. 4.6: Layout of the work field

のは今回選択された L_ULNA であり，その次が右前腕で $A(R_ULNA) = 0.82$ ，左上腕で $A(L_HUMERUS) = 0.80$ と続き，上肢の正解率が高くなっていた．このことから，今回の被験者は，作業 W1・W2・W3 の手先高さの違いに対して腰部姿勢よりも上肢姿勢を大きく変えて対応しており，それが正解率に関係していると考えられる．

提案手法の適用結果

先ほどと同様に求める作業分類精度を $\alpha_A = 0.8$ ，角度回帰誤差の目標値 $\alpha_F = 0.2$ とし，提案手法を適用して特徴量選択を行う．

まず，姿勢計測対象 Bone である PELVIS, SPINE, STERNUM のクォータニオン回転角を用いて，姿勢計測対象 Bone 間の相関を確認する．姿勢計測対象グループ間の相関のしきい値は $\alpha_{all} = 0.8$ とする．求めた相関係数を Table 4.2 に示す．これにより，SPINE と STERNUM の相関が高いことが分かる．したがって姿勢計測対象グループ T は次のようになる．

$$\mathcal{T}_1 = \{\text{PELVIS}\} \quad (4.7)$$

$$\mathcal{T}_2 = \{\text{SPINE, STERNUM}\} \quad (4.8)$$

$$\mathcal{T} = \{\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2\} \quad (4.9)$$

提案手法の手順に沿って特徴量を選択する．まず，手順 1 で使用する各姿勢計測対象グループ $\mathcal{T}_1, \mathcal{T}_2$ に対する特徴量評価関数 $E_j(\mathcal{T}_i)$ を求め，Fig. 4.8 に示す．ここから， $E_j(\mathcal{T}_1)$

Table 4.1: Measured motion in simlated works W0 ~ W2

Work	Posture	Content
W0	Walk	Ambulate
W1	Crouching	Transfer weights A–B from positions A1–B1 on the floor to A2–B2 and return them to A1–B1
W2	Half-Sitting	Transfer weights C–D from positions C1–D1 on the stand to C2–D2 on the chair and return them to C1–D1
W3	Standing	Transfer weights E–F from positions E1–F1 on the working table to E2–F2 and return them to E1–F1



Fig. 4.7: Measured postures of W1, W2, W3

が最大となる Bone は PELVIS, $E_j(\mathcal{T}_2)$ が最大となる Bone は STERNUM であることがわかる. 手順 2 に進むと, 式 4.9 より, 回帰精度の評価は STERNUM 角度 θ_{st} を用いた SPINE 角度の回帰誤差のみについて行う. SPINE 角度 $\theta_{sp} = (\theta_{sp}^x, \theta_{sp}^y, \theta_{sp}^z)$ の分散をそれぞれ求めると, $\sigma^2(\theta_{sp}^x) = 498.6$, $\sigma^2(\theta_{sp}^y) = 20.1$, $\sigma^2(\theta_{sp}^z) = 12.1$ となっていた. よって θ_{sp}^x について回帰誤差を求めると, $L(\theta_{sp}^x, \theta_{st}^x) = 0.05 < \alpha_F$ となり, 目標値を満たすため, $\tilde{\mathcal{X}} = \{\text{PELVIS}, \text{STERNUM}\}$ として手順 4 に進み, SVM で分類を行う. 分類の結果, 認識率 $A(\tilde{\mathcal{X}}) = A(\text{PELVIS}, \text{STERNUM}) = 0.79$ であった. $A(\tilde{\mathcal{X}}) < \alpha_A$ であるため, 手順 5 に基づき Bone を選択すると, $\mathcal{X}^1 = \text{L_ULNA}$ となった. 手順 6 に進み, 認識率 $A(\tilde{\mathcal{X}}, \mathcal{X}^1) = A(\text{PELVIS}, \text{STERNUM}, \text{L_ULNA}) = 0.94 > \alpha_A$ となり, 目標値を満たすため, 特徴量データセット $\mathcal{X} = (\tilde{\mathcal{X}}, \mathcal{X}^1) = (\text{PELVIS}, \text{STERNUM}, \text{L_ULNA})$ と決定する.

作業分類の結果を分類されたフレーム数として Table 4.3 に示す. 表より, W1 は W2 と誤認識されることが多いが, 正解率は目標値を十分達成している. さらに, W0, W2, W3 については 9 割を超える正解率が得られている.

W-FS を用いた結果と比較すると, 提案手法を用いた場合の方が目標正解率を達成するために多くの Bone を必要としているが, その分高い正解率が得られている. このように, 提案手法を用いた場合でも, 作業分類に必要な Bone を選択できている.

Table 4.2: Correlation matrix of quaternion rotation angle ψ of measurement target bones

	PELVIS	SPINE	STERNUM
PELVIS	1	0.41	0.34
SPINE	0.41	1	0.98
STERNUM	0.34	0.98	1

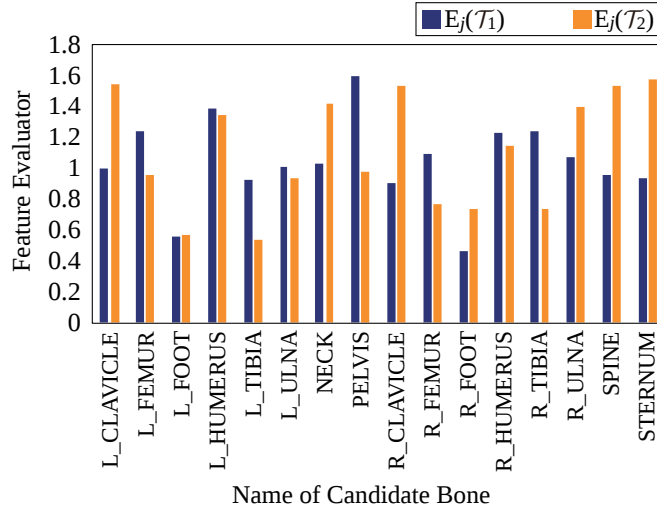


Fig. 4.8: Feature evaluator $E_j(\mathcal{T}_i)$ of each bones

腰部姿勢計測精度の検証

続いて、テストデータを用いて背部リンク回転角度の計測精度を検証する。ただし、提案手法によって得られたデータセットは姿勢計測対象の PELVIS, STERNUM を含むため、SPINE の角度について検証する。

まず、W-FS を用いた場合との比較を行う。W-FS を用いた場合 ($\mathcal{X}_{\text{pre}}$)、提案手法を用いた場合 ($\mathcal{X}$) それぞれの選択された Bone の数、分類精度、式 4.5 で求めた PELVIS, SPINE, STERNUM の x 軸周り回転角度 $\theta_{\text{pl}}^x, \theta_{\text{sp}}^x, \theta_{\text{st}}^x$ の回帰誤差率 $F(\theta_{\text{pl}}^x), F(\theta_{\text{sp}}^x), F(\theta_{\text{st}}^x)$ を Table 4.4 に示す。提案手法では PELVIS, STERNUM の回帰は行わないため、誤差は N.A. となっている。Table 4.4 に示すように、L_ULNA を用いた腰部 Bone 姿勢の回帰誤差率は大きく、式 4.6 で求めた $\mathcal{T}_1 = \{\text{PELVIS}\}$, $\mathcal{T}_2 = \{\text{SPINE, STERNUM}\}$ に対する回帰性能は $\bar{F}_{\text{lu}}^1 = 1.02$, $\bar{F}_{\text{lu}}^2 = 0.39$ と目標値よりも大幅に大きくなり、すべての角度について目標精度を達成できていない。それに対して、提案手法を用いた場合は、テストデータに対しても目標値 $\alpha_F = 0.2$ を下回り、求める回帰精度を得られている。

また、 $\mathcal{X}_{\text{pre}} = \{\text{L_ULNA}\}$ を用いて求めた SPINE 角度 ${}^{\text{lu}}\theta_{\text{sp}}^x$ と作業分類結果 W_{pre} を Fig. 4.9 に、提案手法によって選択された STERNUM を用いて求めた SPINE 角度 ${}^{\text{st}}\hat{\theta}_{\text{sp}}^x$ と作業分類結果 W_X を Fig. 4.10 にそれぞれ一部抜粋して示す。図内の W_T は作業分類の真値である。

Table 4.3: Result of work recognition

Correct Work Name	The Number of Recognized Frames				Accuracy Rate[%]
	W0	W1	W2	W3	93.8(all Bones)
W0	3515	27	62	204	92.3
W1	114	4177	467	3	87.7
W2	31	16	4339	0	98.9
W3	211	2	0	5188	96.1

Table 4.4: Comparison results of W-FS and proposed method

Method	Dataset	The Number of Bones	$A(\mathcal{X}_i)$	$F(\theta_{pl}^x)$	$F(\theta_{sp}^x)$	$F(\theta_{st}^x)$	$RMSE(\theta_{sp}^x)$
W-FS	$\mathcal{X}_{pre}$	1	0.86	1.02	0.48	0.31	14.68deg
Proposed	$\mathcal{X}$	3	0.94	N.A.	0.07	N.A.	2.17deg

グラフより、W-FSを用いた ψ_{sp}^x は分類が正しい部分においては大まかな角度の推定ができていますが、細かい姿勢の変化の推定はできておらず、誤分類された部分では回帰誤差が大きくなってしまっている。L_ULNA と SPINE のクォータニオン回転角について相関係数を求めると-0.15であった。このことから、腰部姿勢と相関の低いBoneが選択されたため、腰部姿勢の計測精度が低くなったことがわかる。一方、提案手法を用いた場合の $\hat{\theta}_{sp}^x$ は真値 θ_{sp}^x にほぼ追従しており、細かい姿勢の変化も再現できている。これは、腰部姿勢の計測精度を評価する項目を選択手法に加えた効果である。これにより、背部を構成する全3個のBoneを計測せずとも、高い精度で背部姿勢の計測が行えた。

RMSE値で θ_{sp}^x の回帰誤差を比較すると、W-FSを用いた誤差は $RMSE(lu\hat{\theta}_{sp}^x) = 14.68deg$ 、提案手法を用いた誤差は $RMSE(st\hat{\theta}_{sp}^x) = 2.17deg$ となっており、提案手法を用いることでRMSE値がW-FSを用いた場合の14%に削減された。

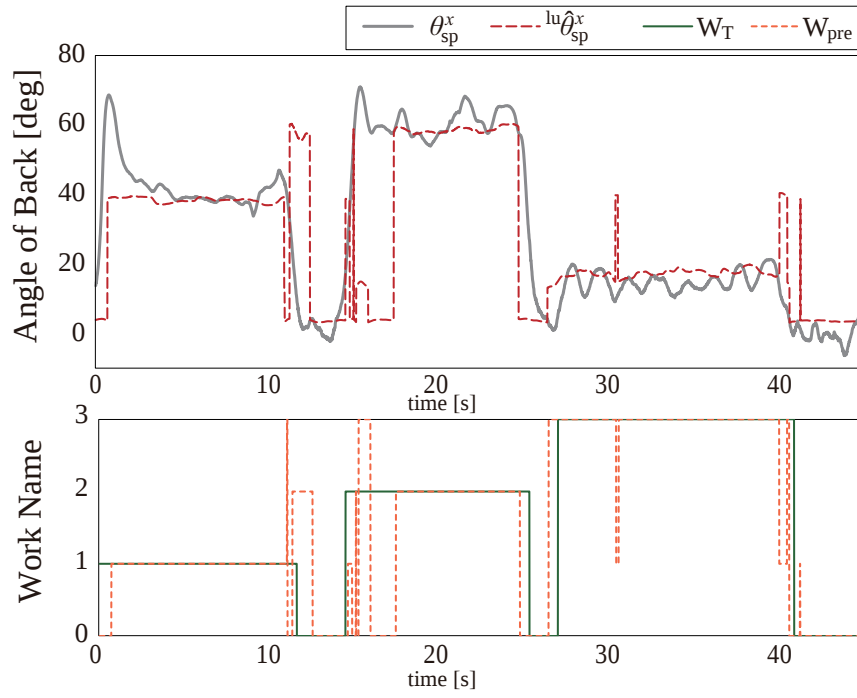


Fig. 4.9: Regression result of W-FS

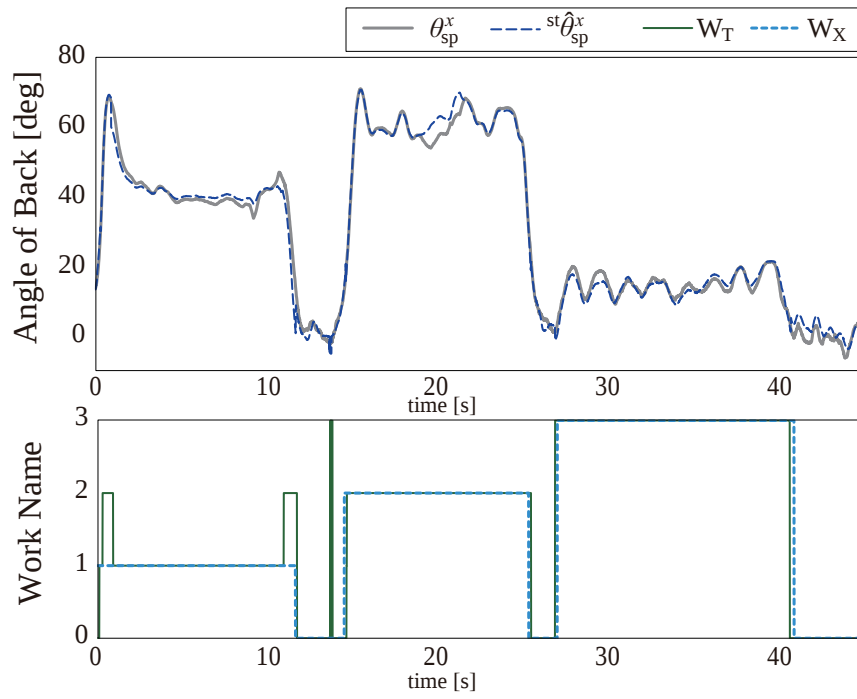
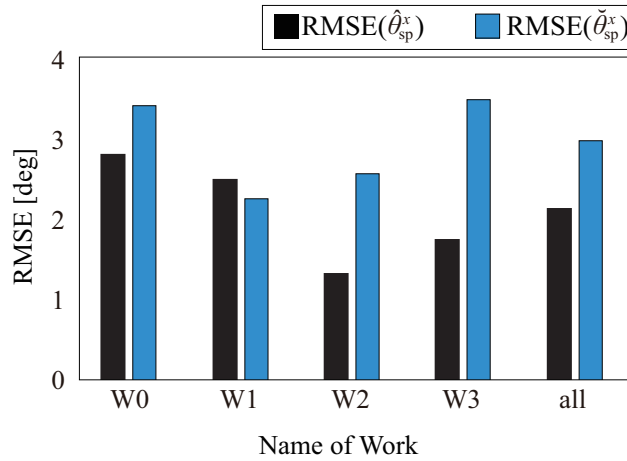


Fig. 4.10: Regression result of proposing method

Table 4.5: Coefficient of regression equation

Work	a_w	b_w	R^2
W0	0.69	-11.42	0.85
W1	0.73	-11.49	0.86
W2	0.99	-28.78	1.00
W3	0.75	-17.19	0.95

Fig. 4.11: Regression error of θ_{sp}^x in each work

作業分類が姿勢計測精度に与える影響

作業別の線形回帰式の係数 (a_w , b_w), R 二乗値を Table 4.5 に示す. 回帰式の係数は作業別に異なるため, 認識率が角度の回帰精度に影響する. 先ほど Fig. 4.9 に示したように, 回帰性能が低い Bone を選択した場合, 誤分類された部分の回帰精度は特に低くなってしまふ. そこで, 作業分類結果に基づく SPINE 角度の回帰結果 $\hat{\theta}_{sp}^x$ と, 作業分類を行わず, 教師データすべてを用いて作成した線形回帰式の係数 (a_v , b_v)=(0.84, -17.4) を用いた回帰結果 $\check{\theta}_{sp}^x$ を比較する. テストデータにおける回帰誤差の RMSE 値を求め, $RMSE(\hat{\theta}_{sp}^x)$, $RMSE(\check{\theta}_{sp}^x)$ とおき, 作業別に Fig. 4.11 に示す. 図に示すように, 作業全体や W0・W2・W3 については, 作業分類結果を用いて角度の推定を行うことで, 回帰精度が向上していた. また, 作業全体の平均値で比較すると, 作業分類結果を用いることで RMSE 値は 3.01deg から 2.17deg に減少した. W1 については $RMSE(\hat{\theta}_{sp}^x) > RMSE(\check{\theta}_{sp}^x)$ となり, 分類を行うことで回帰精度が下がってしまっている. これは W1 の分類精度が他に比べて低く, 回帰式の係数に差がある W2 に誤分類されている影響を受けていることが原因とみられる. 以上により, 提案手法を用いて回帰性能の高い Bone が選択した場合, 作業分類が姿勢角の計測に対しても有効に働いていることが確認された.

検証結果のまとめ

提案手法を用いることにより、目標として設定した作業分類精度 $\alpha_A = 0.8$ 、腰部姿勢角度の回帰誤差率 $\alpha_F = 0.2$ をともに満たす最低限の計測対象 Bone を求めた。これにより、この被験者に対して計測が必要な身体部位が骨盤 (PELVIS)、胸椎 (STERNUM)、左前腕 (L_ULNA) であると決定できた。また、提案手法の有用性を、計測した模擬作業動作を用いて検証した。検証の結果、W-FS を用いる場合と比べ、計測対象 Bone 数は増えたものの、分類精度を維持し、SPINE 角度の回帰残差の RMSE 値は W-FS を用いた場合の 14% に削減された。

以上の結果より、分類精度、腰部姿勢の計測精度の 2 点を考慮する場合において、提案手法は W-FS よりも適していると言える。

さらに、作業分類を行わない場合に比べ、作業分類に基づいて SPINE 角度の回帰を行うことで、RMSE 値は 3.01deg から 2.17deg に減少した。このことから、作業の分類が腰部姿勢の計測精度向上に有効であることが示唆された。

4.4 介護現場における移乗介助作業の計測実験

4.4.1 実験の目的と構成

介護現場において、利用者を車いすやベッド、トイレなどに移動させる「移乗介助」は、腰部への負担が大きく、介護者の腰痛の一因として問題視されている。移乗介助を補助するための装置の開発も進んでいるが[113, 114, 115]、置き場所や空間的余裕のなさ、いちいち装置を移動させる手間などから、いまだに介護者が人力により移乗介護を行っている現場も多い。また、介護現場では人手不足や業務の多忙さが問題となっている。介護記録は利用者の健康状態の把握や職員間の情報共有、リハビリの効果の検証などで重要な役割を持つ。しかしその一方で、多忙な中膨大な情報を記録する必要があるため、介護者の負担を増やす原因ともなっている。入浴やリハビリ、施設によっては食事を行う際も、ベッドから車いす、または車いすからベッドへの移乗介助が行われる。したがって、移乗介助を行った時間帯や回数を自動で認識し、記録することができれば、介護者の業務軽減の助けとなりうる。このように、移乗介助の動作を計測し、作業部分を認識することは、介護作業における負担の把握と作業支援の両方で意味がある内容となる。

北九州にある某高齢者向け入居施設において、介護作業を認識する実験を行った。入居者がいる状態では、プライバシー保護の観点から写真や動画の撮影は行えない。そこで、介護者に慣性センサを取り付け、介護作業中の動作を計測する手法を用いる。しかし、利用者に触れる部分や、服で隠れない部分にはセンサを設置することができない。また、使用する器具が増えると準備に時間がかかるため、業務に支障が出てしまう。そこで、介助作業の認識と、作業中の背部の姿勢角計測に必要な慣性センサ設置位置の選択を行った。

実験では、複数の介護作業やその他の動作の中から、車いすからベッドへの移乗介助、ベッドから車いすへの移乗介助の2つの作業を行っている部分を、慣性センサで計測した動作から認識することを目的とする。

本実験は次に示すように、複数の段階からなる。

予備実験1 慣性センサ配置決定を目的とした実験室内での模擬作業計測実験

予備実験2 実現場における介護スタッフによって再現された移乗介助作業の計測実験

本実験 実現場における実際の介護作業の計測実験

まず、予備実験1では、実際の移乗介助作業を参考とした模擬作業を作成し、光学式モーションキャプチャを用いて全身の姿勢を計測する。計測した動作をもとに、背部の姿勢計測と移乗介助の認識に適した慣性センサの配置を決定する。次に、予備実験2では本実験を行う施設において、職員に利用者役を演じてもらい、慣性センサを用いて、本実験で被計測者となる介護士の移乗介助動作を計測する。計測結果を用いて移乗介助の識別を行い、慣性センサ配置の検証を行う。最後に、実際の利用者を対象とした介護作業を慣性センサを用いて計測し、計測結果をもとに移乗介助を行っている部分の識別を行う。

4.4.2 計測対象作業の定義

介護作業の内容は多岐に渡り、その作業手順や方法は使用する器具や施設によって異なるため、全ての作業を識別するには膨大な学習データが必要となる。そこで、介護作業は

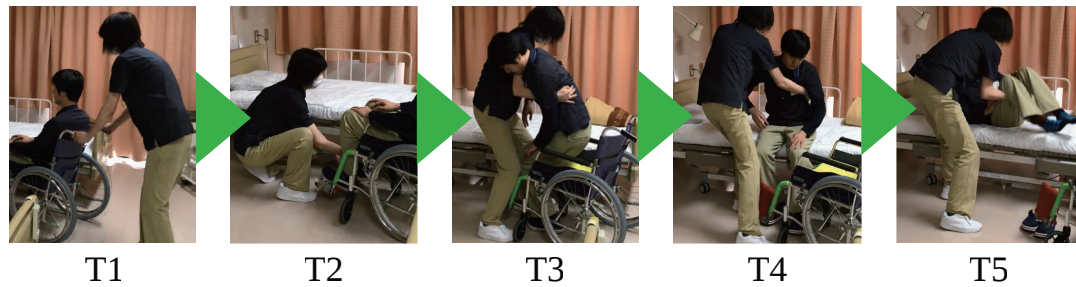


Fig. 4.12: Working motion in the transfer assistance

複数のより単純な要素作業で構成され则认为．この単純な要素作業を識別し，要素作業の出現順や頻度，作業時間などから移乗介助，入浴介助などの作業内容を識別すれば，細かな作業の違いに対応できると考える．本実験では移乗介助を識別対象とする．橋元ら[116]の手法を用いて，移乗介助を T1～T5 の要素作業に分割した．要素作業を用いて車いすからベッドへの移乗介助の手順を表すと以下ようになる．

1. T1(車いす移動): 車いすをベッドの傍まで押す
2. T2(フットレスト操作): 車いすのフットレストを上げる
3. T3(起立介助): 利用者が車いすから立ち上がらせ，ベッドに座らせる
4. T4(着座位置調整): ベッド上で座る位置を調整する
5. T5(横たわり介助): ベッドに利用者を横たわらせる

作業の様子を Fig. 4.12 に示す．また，各要素作業の合間に，不規則に介助者の移動（歩行）動作が出現する．この移動を要素作業 T0 とおき，T0～T5 の要素作業を識別のラベルとして使用する．

4.4.3 予備実験 1：実験室内での模擬介助作業計測と慣性センサ配置検討

予備実験 1 の目的は，本実験で使用する慣性センサの設置部位を決定することである．

実際の現場では，慣性センサを設置できる部位に制限が生じる．一つ目は，施設内で介護職員が着用するユニフォームの下に隠せる場所でなければならないという制限である．ユニフォームは上半身が半袖，下半身がくるぶしまでの丈のスラックスである．二つ目は，利用者に接することのない場所という制限である．例として，立ち上がりを介助する際，体幹の正面と上腕の正面，前腕，手は利用者に触れるため，センサを設置できない．したがって Fig. 4.2.1 に示した 16 箇所の選択候補より，首 (NECK)，左右の前腕 (R_ULNA, L_ULNA) を除いた 13 箇所を選択候補とする．

姿勢計測の対象部位は前節と同じく背部姿勢とした．また，利用者の動作など不確定の要素を排し，より計測対象の動作に適した慣性センサの配置を求めるため，模擬介護作業を計測対象動作とした．

Table 4.6: Work elements in the simulated transfer assistance

Number	The instruction of the work	The original work to be simulated	
E0	Move to specified position	T0	Ambulation
E1	Move pushing a hand cart	T1	Push a wheel chair
E2	Put weight A and B on Position A, B	T2	Lift up a footrest
E3	Lift up the water bag with handle c and put on position d	T3	Standing up assist
E4	Turn the water bag	T4	Sifting a sitting position
E5	Lift up the water bag with handle d and lay on the rack	T5	Laying assist

模擬介護作業の構成

橋元ら [116] の手法を用いて、人と車いすではなく、台車とウォーターバッグ等のおもりを使用し、先に述べた T0～T5 の要素動作と類似した動作が現れる要素作業 E0～E5 を作成し、組み合わせて模擬介護作業を作成した。作成した模擬介護作業の要素作業 E0～E5 と、もとなつた移乗介助作業の要素作業 T0～T5 の対応を Table 4.6 に、各作業の様子を Fig. 4.13 に示す。また、作業は Fig. 4.14 に示すレイアウトで行った。模擬介護作業の手順は次のように指示した。

1. 位置 2-VI に立つ
2. E1: 台車を位置 2-IV まで押す
3. E0: 位置 2-III へ移動する
4. E2: 台車上の 2 つのおもりを位置 A, B に置く
5. E3: ウォーターバッグを台車から床面上の位置 C におろす
6. E5: ウォーターバッグをその場で回転させる
7. E4: ウォーターバッグを位置 C から台に横たわらせる
8. E0: 位置 2-II へ移動して静止する

実験概要

模擬介護作業動作の計測には、光学式モーションキャプチャシステム MAC 3DSsystem(Motion Analysis 社)を用いた。赤外線カメラを 11 台使用し、被験者の解剖学的特徴点に取り付けた赤外線反射マーカ 36 点の 3 次元座標を計測した。前節での模擬作業計測実験と同様に、

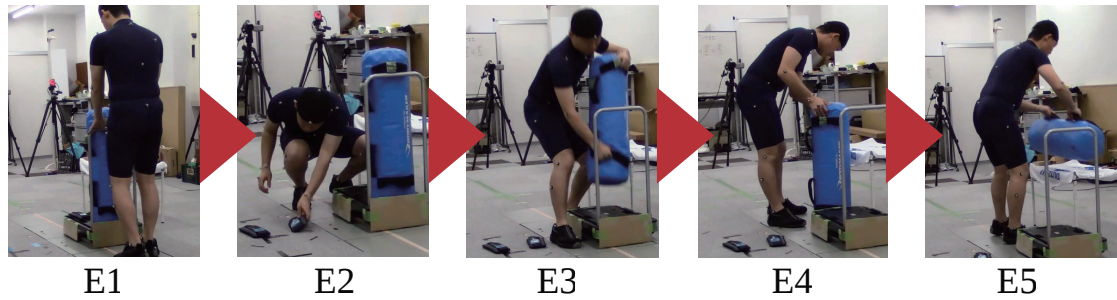


Fig. 4.13: Working motion in the simulated transfer assistance

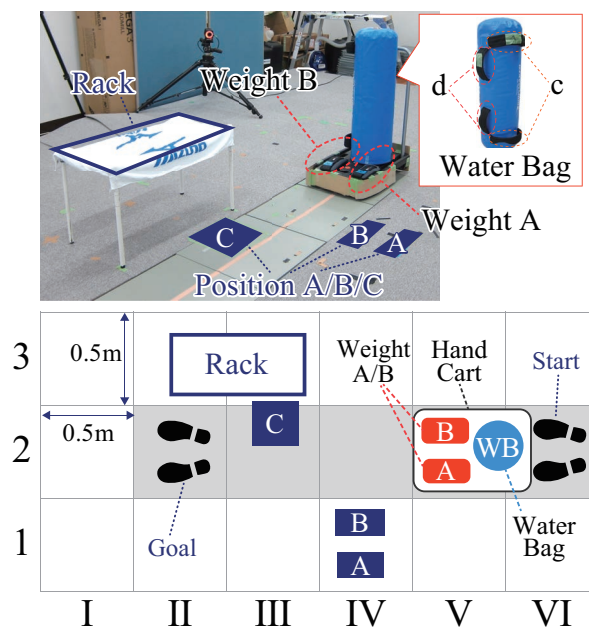


Fig. 4.14: Layout of the simulated work field at the start of the work

計測した座標値を Dhaiba モデルに入力し，動作中の Dhaiba モデルの Bone 回転角を取得した．作業者は 20 代の男性 3 名（ P_1 , P_2 , P_3 ）である．被験者の体格情報は Table 4.7 に示す．また，作業の様子をビデオカメラで撮影し，目視で各要素作業に分類し，これを作業認識の真値として使用した．各被験者について，作業は 2 回計測した．各被験者について作業にかかった時間は 2 回の計測でほとんど等しく，2 回分の平均作業時間は被験者 P_1 が 27.3 s(2739 フレーム)，被験者 P_2 が 31.3 s(3139 フレーム)，被験者 P_3 が 31.6 s(3164 フレーム)であった．

計測対象部位の選択結果と考察

被験者別に提案手法を用いて，計測対象部位を選択した．本実験では，目標とする分類精度 $\alpha_A = 0.8$ ，部位間の姿勢の相関を判断する閾値 $\alpha_{all} = 0.8$ ，腰部姿勢の計測誤差目標値 $\alpha_F = 5.0\text{deg}$ とした．2 回の計測データのうち，1 回分を学習データとして，1 回分を

Table 4.7: Height, weight, and dominant hand of each participant

Participant	Height [cm]	Weight [kg]	Dominant Hand
P ₁	166.8	65.6	Right
P ₂	159.8	56.7	Left
P ₃	159.7	62.2	Right

Table 4.8: Selected bones and recognition rates of the participants

Name of Participant	Selected Bones	Recognition Rate	
		Selected	All
P ₁	SPINE, L_FEMUR, R_CLAVICLE	0.84	0.82
P ₂	PELVIS, SPINE, L_FEMUR, L_TIBIA	0.86	0.83
P ₃	PELVIS, SPINE, L_CLAVICLE	0.88	0.96

テストデータとして使用した。選択する特徴量の候補は Fig. 4.2.1 から首 (NECK), 左右の前腕 (R_ULNA, L_ULNA) を除いた 13 個の Bone である。

被験者別に、分類精度が最高となった選択結果を Table 4.8 に示す。また、選択した Bone を用いた場合の分類精度と、選択候補全ての Bone を使用した分類精度も Table 4.8 に示す。被験者 P₁, P₃ は 3 個の Bone, 被験者 P₂ は 4 個の Bone が選択された。このうち背部姿勢計測のために選ばれた Bone は被験者 P₁ で腰椎 (SPINE), 被験者 P₂, P₃ で腰椎 (SPINE) と骨盤 (PELVIS) の二か所であった。全被験者について目標の分類精度を満足できている上、被験者 P₁, P₂ では全リンク使用時よりも分類精度が向上していた。

次に、選択された部位について考察する。表に示す通り、3 名の被験者に共通して選ばれたのは腰椎 (SPINE), のみであった。腰椎は、手順の初期段階である、背部姿勢の計測に必要な Bone 選択の段階で選択された。このことから、全被験者を通じて、腰椎は背部姿勢計測のための必須部位であったと考えられる。また、被験者 P₁, P₂ の両方で左大腿 (L_FEMUR) が選択されたが、被験者 P₃ では左肩 (L_CLAVICLE) のみが作業分類精度の向上のために選択された。また、被験者 P₁ では身体の左側、右側両方が選択されているのに対し、被験者 P₂, P₃ では左側の Bone のみ選択された。このことから、同じ作業でも被験者によって体の動かし方や作業に特徴的な動作姿勢が異なると予想される。

次に、実際の現場における動作計測で慣性センサを設置する場所を決定する。提案手法では分類精度が最高となる Bone を選択したが、3 名の被験者で異なる結果となってしまった。そこで、目標分類精度 $\alpha_A = 0.8$ を満たしている全ての Bone の組み合わせから、3 名の被験者に共通する組み合わせを求め、使用する。まず、初めに選択される背部姿勢計測用の Bone は被験者 P₂, P₃ に合わせて骨盤 (PELVIS), 腰椎 (SPINE) とする。残りの 11 個の Bone から 2 つ選ぶ全ての組み合わせについて、背部姿勢計測用の 2 個の Bone と合わせて作業分類を行い、計測精度を求めた。その結果、全 55 通りの組み合わせのうち、目標分類精度 α_A を満たすものは、被験者 P₁ で 13 通り、P₂ で 17 通り、P₃ で 54 通りであっ

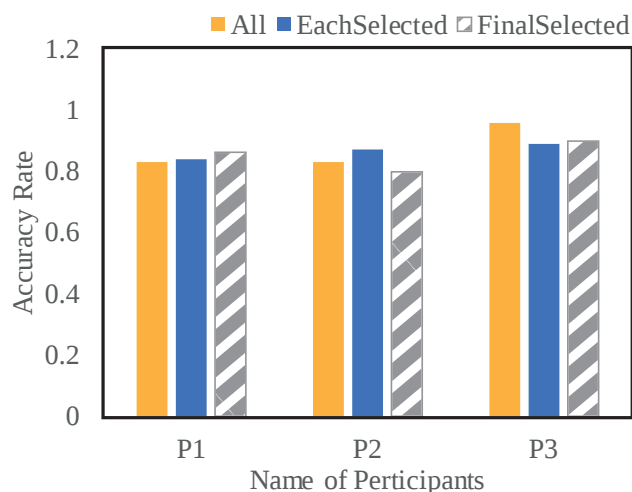


Fig. 4.15: Accuracy rate of work recognition using each feature selecting result

た。被験者 P_3 は右大腿 (R.FEMUR) と胸椎 (STERNUM) の組み合わせ以外の全てで α_A を満たしていた。このうち、3名の被験者で共通する組み合わせは以下の4通りであった。

- L.FEMUR , STERNUM
- L.CLAVICLE , L.TIBIA
- L.FEMUR , R.FOOT
- L.HUMERUS , R.TIBIA

組み合わせの内容について見ると、すべての組み合わせに左の下肢 (L.FEMUR, L.TIBIA) か左上肢 (L.CLAVICLE, L.HUMERUS)、もしくはその両方が選択されている。これは、作業向きが1通りだったことも原因と考えられる。しかし、介護施設での作業では、介護士に対するベッドの頭の向きが2通りあるため、作業向きが2種類出現すると予想される。この結果に加えてセンサの取り付けやすさを考慮し、実現場での計測に使用するセンサの配置を骨盤 (PELVIS)、腰椎 (SPINE)、左右上腕 (R/L.HUMERUS)、左右下腿 (R/L.TIBIA) に決定した。この Bone の組み合わせを用いた作業分類精度を検証した。すべての候補 Bone を使用した場合 (All)、Table 4.8 に示した被験者別に Bone を選択した場合 (EachSelected) の精度と比較し、その結果を Fig. 4.15 に示す。図内の FinalSelected が最終的に決定した組み合わせを使用した精度である。検証の結果、3名の結果を基に選択した組み合わせは、全被験者において目標精度 $\alpha_A = 0.8$ を満たしていた。また、被験者 P_2 を除いて、EachSelected よりも分類精度が向上していた。これは使用する Bone が増えたことも要因の一つと考えられるが、 P_1 は全ての Bone を使用した場合よりも FinalSelected の組み合わせの方が Bone の数が少ないにも関わらず分類精度が向上しているため、提案手法が有効に働いていると推察される。

以上により、実現場での計測で使用する慣性センサの配置が決定した。次に、施設での予備実験を行う。

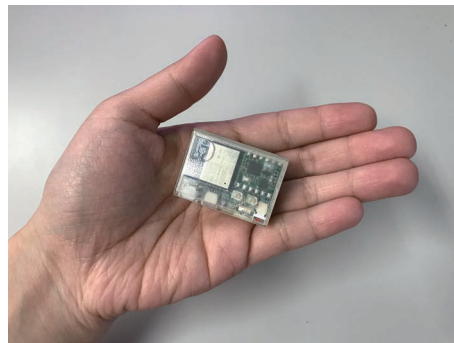


Fig. 4.16: The inertial sensor used in the experiment[117]

4.4.4 予備実験2：実際の設備を使用した移乗介助作業の計測

実験概要

実際の介護施設において、介護職員が再現した移乗介助の動作を予備実験1で求めた慣性センサ配置を用いて計測し、オフラインで分類を行った。

安定な取付を考慮し、選択された骨盤 (PELVIS) 位置のセンサは、スラックスのベルトに取り付けた。よって、センサ位置選択時に使用したデジタルヒューマンモデルの部位では腰椎の下側に当たる。それに対応し、腰椎にセンサを設置する代わりに胸椎上（肩甲骨の間）にセンサを設置した。左右上腕 (R/L HUMERUS) のセンサは、利用者に触れづらいよう側面に設置した。また、左右下腿 (R/L TIBIA) のセンサはくるぶし付近に設置した。センサの固定には伸縮性のある医療用テープを用いた。

計測対象動作は、実際の介護施設内の空き部屋において、車いすからベッドへの移乗介助を再現したものである。施設の職員である介護士2名が介護者役と利用者役を演じ、入居者が使用するものと同じベッドと車いすを使用した。再現した移乗介助作業から、前節で述べた要素作業への分類を目標とする。

動作の計測には、産業総合研究所デジタルヒューマン研究チームで開発された DhaibaDAQ という慣性センサを用いた [117]。本実験では、加速度センサと角速度センサの計測データを使用した。使用した慣性センサを Fig. 4.16 に示す。センサの寸法は長辺 39.5mm, 短辺 28.0mm, 厚さ 13.2mm, 重量は 18g 程度と小型軽量であり、現場での使用に適したセンサである。計測開始・終了の制御は Android スマートフォンから wifi 接続で行い、計測データはセンサに内蔵された SD カードに保存される。

また、同時に作業の様子をビデオカメラで撮影し、動画から目視で前述した要素作業に分類し、作業分類の真値とした。

計測結果

慣性センサで計測した3軸加速度、3軸角速度の情報から、3.2節で述べた四元数相補フィルタを用いてセンサの姿勢を計算した。四元数表現では姿勢を把握しづらいため、四元数からオイラー角に変換して求めた前屈方向の背部姿勢角と、撮影した作業の様子を Fig. 4.17 に示す。図より、前屈方向の姿勢角が再現されていることが確認できる。

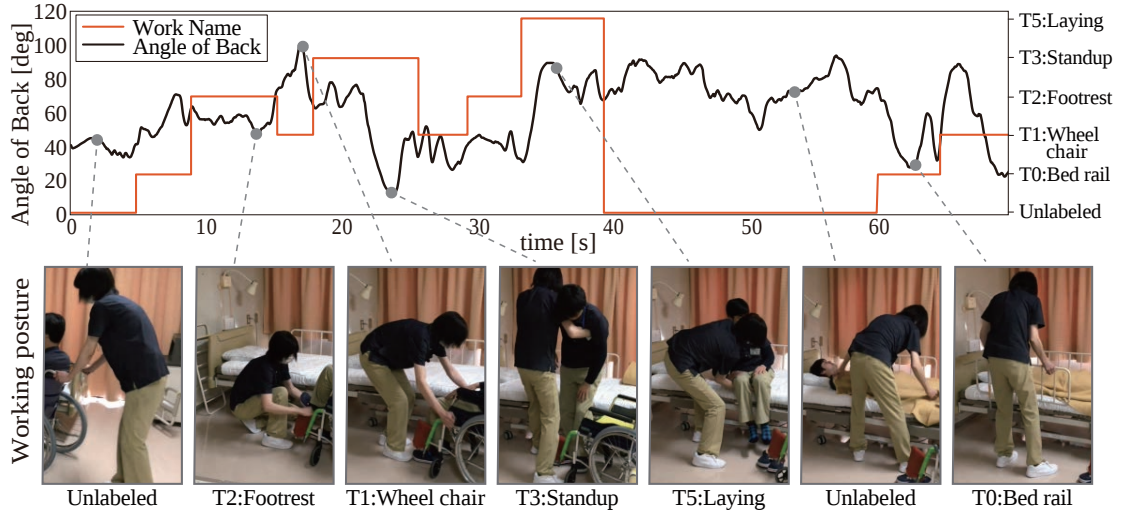


Fig. 4.17: Measured posture of the transfer assistance in the 2nd preliminary experiment

計測の結果，事前に想定した T0～T5 の作業と異なる作業としてベッドの柵を外す・取り付けるという作業がみられた．また，T4(着座位置調整) は行われなかった．さらに，利用者役の衣服を整える，布団を整えるなど，不定期に出現する作業も見られた．そこで，迎田らが開発した，作業の順番を考慮でき，予期しない動作を「未分類」とできる隠れセミマルコフモデル (HSMM) を識別器として用いた [119]．HSMM は任意の確率密度関数を持つ複数個の状態がマルコフ連鎖により接続したモデルである．状態の遷移に時間に関係する場合を考慮するため，状態 i から j への遷移確立 $\mathbf{A} = \{a_{i,j}\}_{i=1,\dots,K}^{j=1,\dots,K}$ と，ある状態 j が d 区間続いた場合の状態継続確立 $P_j(d) (1 \leq j \leq K, 1 \leq d \leq D)$ を用いる． K は状態数， D は最大状態持続長を表し， $a_{i,i} = 0$ である．時系列の計測値 $\mathbf{O} = \{\mathbf{o}_t \in \mathbb{R}^U\}_{t=1,\dots,T}$ が与えられたとき，HSMM の尤度関数 $p(\mathbf{O}|\theta)$ は文献 [119] より次式で表記される．

$$p(\mathbf{O}|\theta) = \sum_{j=1}^K \alpha_T(j) \quad (4.10)$$

$$\alpha_t(j) = \sum_{i=1}^K \sum_{d=1}^D \alpha_{t-d}(i) a_{i,j} P_j(d) \prod_{\tau=t-d+1}^t b_j(\mathbf{o}_\tau) \quad (4.11)$$

式中の $b_j(\mathbf{o}_\tau)$ は出力確率であり，本研究では各状態の出力確率分布を混合ガウス分布 (GMM) とした．GMM は文献 [119] より次式で表現される．

$$b_k(\mathbf{o}_t; \phi_k) = \sum_{m=1}^{M_k} r_{k,m} g(\mathbf{o}_t; \boldsymbol{\mu}^{(k,m)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}) \quad (4.12)$$

$$g(\mathbf{x}_n; \boldsymbol{\mu}^{(k,m)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}) = (2\pi)^{-\frac{D}{2}} |\boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}|^{-\frac{1}{2}} \exp[q(\mathbf{x}_n)] \quad (4.13)$$

$$q(\mathbf{x}_n) = -\frac{1}{2} (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}^{(k,m)})^T (\boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)})^{-1} (\mathbf{x}_n - \boldsymbol{\mu}^{(k,m)}) \quad (4.14)$$

式中の $\phi_k = \{r_{k,m}, \boldsymbol{\mu}^{(k,m)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}\}_{m=1,\dots,M_k}^{k=1,\dots,K}$ であり， m は GMM のコンポーネント番号 ($1 \leq m \leq M_k$)， M_k は各状態の GMM のコンポーネント数， $r_{k,m}$ は各コンポーネントの

混合度, $\boldsymbol{\mu}^{(k,m)}$, $\boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}$ は各コンポーネントの平均ベクトル, 共分散行列を示す. さらに, 学習時に想定しない未分類状態に属する確率を文献 [119] より次式で表す.

$$b_{K+1}(\boldsymbol{o}_t; \boldsymbol{\phi}_{K+1}) = \frac{1}{\sum_{k'=1}^K M_{k'}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^{M_k} h(\boldsymbol{o}_t; \boldsymbol{\phi}_{k,m}) \quad (4.15)$$

式中の $K+1$ は未分類状態の状態番号であり, $\boldsymbol{\phi}_{K+1} = \{\boldsymbol{\mu}^{(k,m)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}, \boldsymbol{\epsilon}_{k,m}\}_{m=1, \dots, M_k}^{k=1, \dots, K}$ と定義されている. $\boldsymbol{\epsilon}_{k,m} = \{\epsilon_{1,k,m} > 1, \epsilon_{2,k,m} > 0\}$ は確率分布の形を特徴づけるパラメータである. h は余事象分布であり, 文献 [119] より次式で定義される.

$$\begin{aligned} & h(\boldsymbol{x}_n; \boldsymbol{\mu}^{(k,m)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)}, \boldsymbol{\epsilon}_{k,m}) \\ &= (2\pi)^{-\frac{d}{2}} \left| \epsilon_{2,k,m} \boldsymbol{\Sigma}^{(k,m)} \right|^{-\frac{1}{2}} \left(\epsilon_{1,k,m}^{\frac{D}{2}} - 1 \right)^{-1} \times \exp \left(\epsilon_{1,k,m}^{-1} \epsilon_{2,k,m}^{-1} \right) [q(\boldsymbol{x}_n) - \epsilon_{1,k,m} q(\boldsymbol{x}_n)] \end{aligned} \quad (4.16)$$

モデルに入力する時系列の計測値 $\boldsymbol{O}$ として, 四元数表現による姿勢角を使用した. 6 個の慣性センサを使用したため, 姿勢角は $6 \times 4 = 24$ 次元で表現された. そこから主成分分析を用いて 16 次元まで次元を削減し (寄与率 0.95), 学習と識別に使用した.

識別対象は T0, T1, T2, T3, T5 の 5 種類の要素作業である. 作業の開始・終了時に必ず現れるベッドの柵の操作は T0 とし, T1~T5 の内容は変えず, 移動や衣服の整えなど不定期に出現する作業を未分類作業とした. また, HSMM の状態数 K は要素作業 5 種類に未分類状態を追加して $K = 6$ とした. また $M_k = 2$, $D = 200$ とし, 要素作業の識別を 1 秒ごとに行った.

分類の結果を Fig. 4.18 に示す. 図より, 未分類 (Unlabeled) を除き, 作業を行っている時間帯を正確に識別できている. 全体において, 識別結果が真値 (GT) から 1 秒弱遅れている傾向がみられる. これは, 目視で真値を設定した際, 作業の開始や終了の区別が付きづらいことも原因と考えられる. また, 各作業別の分類精度を Fig. 4.19 に示す. T1 (車いすの移動) 以外において, 8 割以上の正解率が得られた. T1 の識別率が低い原因としては, 作業時間が他の作業よりも短く, 教師データが不足していること, 人が乗っている場合と載っていない場合で車いすを操作する姿勢が異なること, などが挙げられる. これらの結果より, 正解ラベルの設定方法には改善の余地があると考察される.

この実験により, 設置したセンサ類が利用者にあたるなどして作業の妨げにならないこと, 作業姿勢の計測と作業分類が問題なく行えることを確認した. したがって, 本実験も同じ位置に慣性センサを配置し, 作業動作を計測する.

4.4.5 本実験：実介護作業の計測

作業動作計測の概要と結果

介護施設において, 実際の入居者に対する介助作業の動作を計測し, 移乗介助の識別を行った. 識別対象は車いすからベッドへの移乗介助, ベッドから車いすへの移乗介助の 2 種類の作業である. 両作業において, 2 人で 1 人の移乗を介助する場合と, 1 人で 1 人の移乗を介助する場合の 2 通りがあるが, 前者の 2 人による介助は対象者が少なく, 役割分担

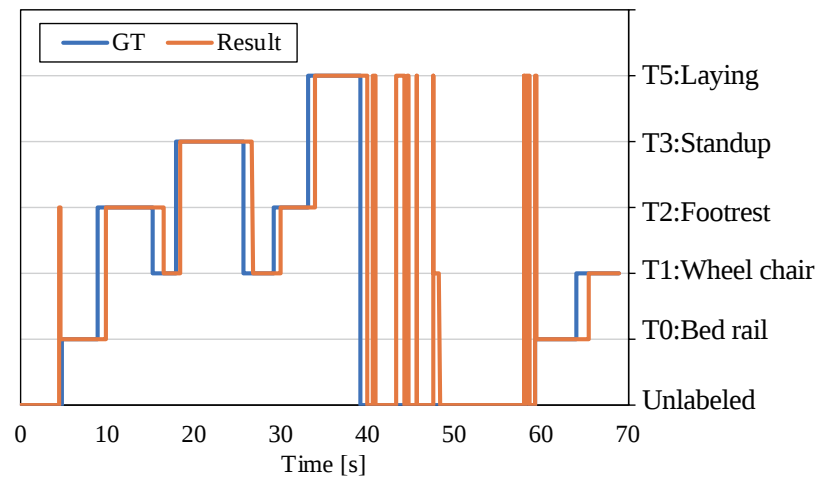


Fig. 4.18: Result of work recognition in the 2nd preliminary experiment

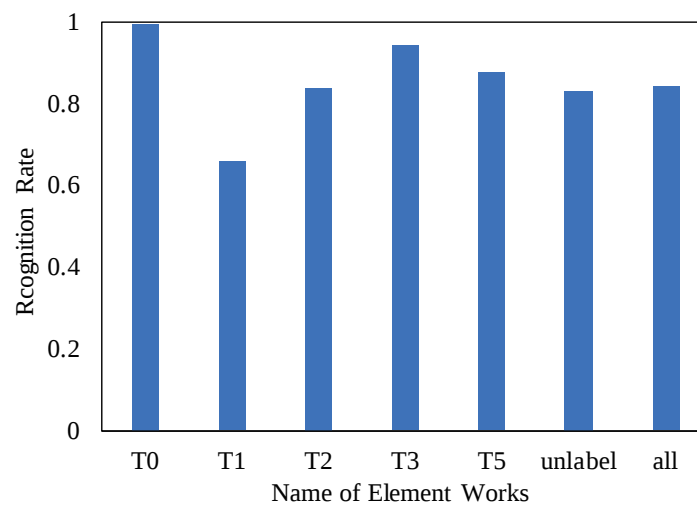


Fig. 4.19: Accuracy rate of work recognition in the 2nd preliminary experiment



Fig. 4.20: Position of inertial sensors

によって作業内容が異なるため、今回は1人で行う移乗介助のみを対象とする。利用者のプライバシーの問題から、作業中の動画や静止画の撮影は行えない。よって、作業に詳しい者が付き添い、その場で目視による作業のラベル付けを行い、作業分類の真値とした。

作業ラベルは、要素作業別の小項目作業ラベルと、その要素作業から構成される大項目作業ラベルの2種類を作成した。作業ラベルを Table 4.9 に示す。車いす・ベッド間の移乗介助は同じ小項目作業からなると考え、大項目作業ラベルはどちらも「移乗介助」とした。

被験者には予備実験2と同じ位置に慣性センサを取り付け、作業動作を計測した。上下肢のセンサの設置には、伸縮性のあるバンドを使用した。腰部のセンサはスラックスのベルト背部に取付け、胸椎上のセンサはサスペンダー型のバンドを使用して固定した。センサ着用時の写真を Fig. 4.20 に示す。

被験者は施設職員の介護士2名(被験者 A, B)である。作業の計測は各被験者について1回ずつ行われた。被験者 A の計測結果について述べる。計測時間は50分であり、計測中に車いすからベッドへの移乗介助、車いす移動の介助、移動などの作業が行われた。移乗介助は15人の入居者に対して行われ、うち11人が識別対象となる1人で行う介助、うち4人が2人で行う介助であった。次に、被験者 B の計測結果について述べる。計測時間は45分であり、計測中にベッドから車いすへの移乗介助、車いす移動の介助、移動などの作業が行われた。移乗介助は14人の入居者に対して行われ、うち11人が識別対象となる1人で行う介助、うち3人が2人で行う介助であった。

移乗介助の識別

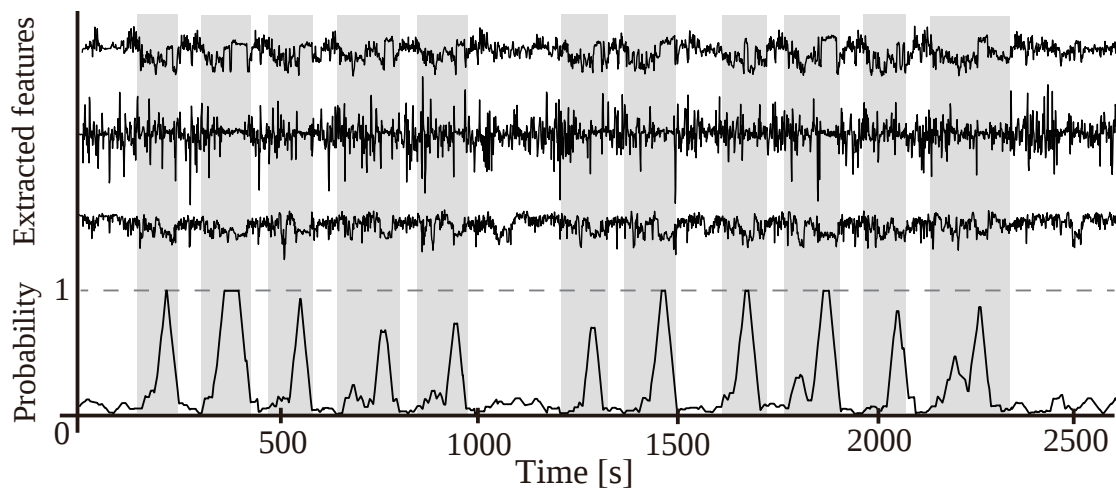
計測した作業動作データを用いて、大項目作業ラベルである移乗介助の識別を行う。本研究では迎田らが提案した2つの階層からなる階層 HSMM[119]を使用し、小項目作業の分類と大項目作業のうちの「移乗介助」の識別を行った。識別対象の小項目作業ラベルを設定する。用意した小項目作業ラベルのうち、大項目作業ラベル「移乗介助」に含まれな

Table 4.9: Labels of measured works

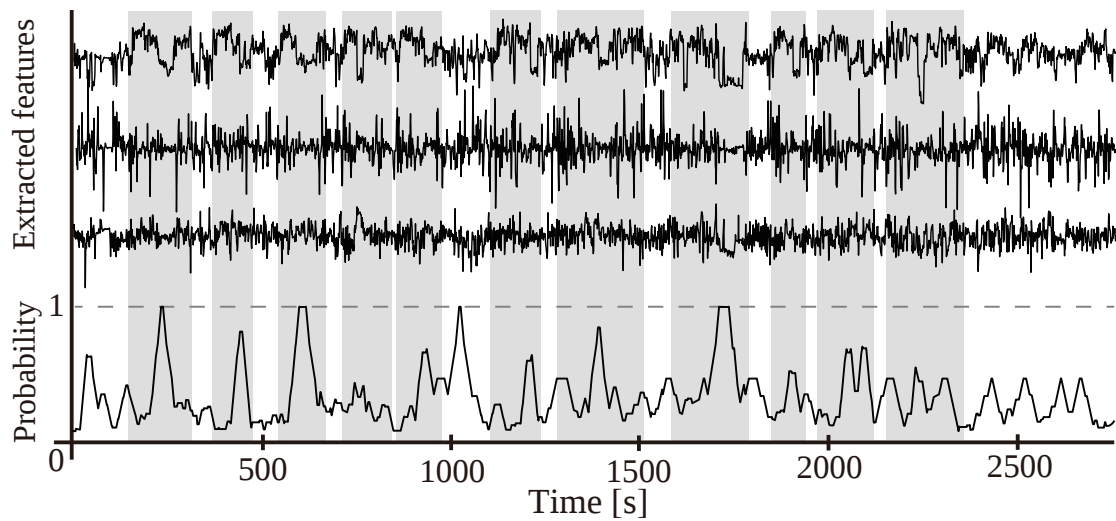
Primary work label	Elemental work label	Label Number	Recognition target
Transfer assistance	Bed jack operation	1	O
	Bed rail operation	2	X
	Footrest operation	3	O
	Standing up assist	4	O
	Laying or sitting up assist	5	O
	Shifting a sitting position	6	O
	Postural change	7	O
	Other works	8	X
Ambulation	Ambulation	9	X
Moving assist	Push a wheel chair	10	X
Others	Other works	11	X

い9~11と、「移乗介助」のうちサンプル数が少ない「2. ベッド柵の取り外し」を「8. その他作業」ラベルと合わせて未分類状態とした。それ以外の小項目作業ラベル「1. ベッドのジャッキ操作」「3. フットレスト操作」「4. 起立介助」「5. 横たわり介助」「6. 着座介助」「7. 体位変換」の6種類を識別対象とした。まず1層目では計測した時系列の姿勢角データを入力し、小項目作業ラベルを出力する。1層目は作業ラベルと同じ6個のHSMMから成り、各HSMMの状態数 K は未分類状態を含む $K=3$ である。また、その他のHSMMのパラメータは $M_k=2$ 、 $D=200$ とした。入力する姿勢角データは予備実験と同様に、6個の慣性センサで計測された四元数表現の回転角度である。この24次元のデータから主成分分析を用いて16次元まで次元削減し、時系列の観測値 $\mathbf{O}$ とした。1層目を構成する各HSMMは入力された時系列の角度情報から角度の出現順を確認し、その作業ラベルに対する尤度を出力する。全ラベルの尤度のうち最も高いものを小項目作業ラベルとして出力する。2層目は小項目作業の遷移をモデル化した1個のHSMMであり、1層目から出力された小項目作業ラベルの時系列データを入力とする。状態数 K は小項目作業ラベル数と等しい $K=6$ である。この層では小項目作業ラベルの出現順を確認し、大項目ラベル「移乗介助」に対する尤度を1秒ごとに算出した。

被験者A, Bの識別結果をFig. 4.21(a),(b)に示す。グラフの内容は、上から入力した特徴量（3次元分）、移乗介助に対する尤度である。尤度は、全区間の最大値を用いて正規化した値となっている。また、灰色で示した区間は、目視分類で移乗介助を行っている判断された区間である。図より、被験者Aは移乗介助を行っているすべての区間で移乗介助の尤度が高く出ており、11回全ての移乗介助を検知できている。一方、被験者Bは11回行った移乗介助のうち、6回ほどしか尤度のピークが現れていないうえ、移乗介助を行っていない区間でも移乗介助の尤度が高くなっている部分がある。この原因として、被験者Bの作業速度速さが考えられる。計測時、被験者Bは被験者Aに比べて速いペースで移乗介助を行っており、異なる要素作業間の区別もあいまいであり、正確な作業ラベル



(a) Result of participant A



(b) Result of participant B

Fig. 4.21: Work recognition result of participant A and B

を作成するのが困難であった。その結果、誤った作業ラベルが作成され、識別精度の低下につながったと考えられる。被験者 A は作業ペースが一定であり、作業間の区別も付けやすいため、正確な作業ラベルを作成できた。しかし、熟練した介護士ほど作業のペースが速くスムーズになり、被験者 B のような作業を行うと予想される。識別精度を向上するには、作業ラベルの設定や識別器を見直す必要があると考える。

4.5 4章のまとめ

動作計測に使用する慣性センサの数を必要最低限まで削減するため、作業の識別と背部の姿勢計測に必要なセンサ配置部位を選択する手法について提案した。まず、人体をデジタルヒューマンモデル Dhaiba のリンク構造として考え、構成する Bone をセンサ設置部位の候補とし、背部の姿勢角計測に必要な Bone と目標の作業分類精度を達成するのに必要な Bone を、必要最小限の数になるよう選択した。提案する配置選択手法の有用性を検証するため、単純な動作からなる模擬作業の計測実験を行った。実験の結果、提案手法を用いることでセンサ設置部位を全身 16 個の Bone から 3~4 個に削減し、全 Bone の姿勢を使用したときと同等の作業識別精度が得られた。また、従来の手法と比較し、提案手法を用いることで背部の姿勢計測精度も高く維持したままセンサ設置部位を削減できた。さらに、提案手法を用いて介護施設における作業識別と背部姿勢の計測を行い、移乗介助を行った時刻を高精度で識別した。提案手法の改善案としては、今回は特徴量選択の際、角度の回帰精度と分類精度を同じ重みで考慮しているが、重みづけを調整することで、角度推定の精度目標値を維持したまま、より少ない数の Bone のみでも目標とする分類精度が得られると予想される。また、SVM 以外の分類器についても提案手法は適用可能と考えるが、パラメータ最適化などの点からも、他の分類器を使用した場合について検証が必要である。

第5章 作業負担の推定

5.1 5章の概要

5章では、計測した作業中のデータから作業負担の推定を行う。作業負担とは作業の負荷に対する応答と考えられている。作業の負荷は、作業動作から関節トルクを計算することで求められる。しかし、負荷を受けた作業者の個人特性によって作業負担の大きさは異なる。個人特性は推定することもできるが、多様な作業の中で作業者の状態を推定するには、膨大なデータを集めて解析する必要がある。そこで、本研究では作業負荷の情報に加え、負荷に対する反応を作業中に合わせて計測する方法を提案する。まず、作業負荷として慣性センサで計測した動作から関節トルクを計算する手法について述べる。次に、負荷に対する反応として心拍数を計測し、その変化傾向と負荷の変化傾向を比較し、その関係性について考察する。最後に、作業者の主観的な負担を作業中に計測する方法について提案する。

5.2 力学的解析に基づく腰部負荷の推定

5.2.1 デジタルヒューマンモデルを用いた関節トルクの計算

計測した作業動作とデジタルヒューマンモデルを用いて、作業の負荷として関節トルクを計算する。筋骨格構造を再現し、動力学解析を行えるデジタルヒューマンモデルには、OpenSim, Anybody, SIMM, nMotion musculus など様々なものがある。デジタルヒューマンモデルを用いた関節トルクの計算は、以下の手順で行われる。

1. 事前に被験者の体格情報を取得し、被験者の体格を再現したデジタルヒューマンモデルを作成する
2. デジタルヒューマンモデルに計測した動作と外力の情報を入力し、動作を再現する
3. 逆動力学解析を行い、関節トルクを計算する

まず、被験者の体格を再現したモデルを作成する。既存のデジタルヒューマンモデルでは、各身体寸法を計測し入力することで、大まかな身体寸法の反映が可能である。また、体重の情報を基に各リンクの質量が決定され、慣性モーメントなど計算に必要なパラメータが決定される。次に、デジタルヒューマンモデルで動作を再現する。光学式モーションキャプチャで計測した身体上のマーカ座標を入力し、モデル上の仮想マーカ位置との誤差が最小になるよう姿勢を作成する方法が一般的であるが、本研究では作業現場での動作計測を想定するため、作業者に取り付けた慣性センサを用いて動作を計測する。慣性センサの計測値より、3.4節で述べた手法を用いてデジタルヒューマンモデルの姿勢角を求める。ま

た、全身の姿勢角を計測していない場合、計測していない部分の姿勢角は固定値とするか、他の姿勢角から推定する必要がある。作業において荷重の運搬など外力の影響を考慮すべき場合は、別の力センサなどで計測するか、手動で入力する。以上の入力情報を用いて、関節トルクを計算する。動力学解析が可能なモデルであれば、ソフトウェアの機能を使用し、計算が可能である。

5.2.2 単純動作を用いた腰部負荷推定実験

少数の慣性センサを用いて計測した動作のみで腰部の関節トルクを求める手法について、光学式モーションキャプチャを用いた動作計測結果と比較し、その精度を検証する。

検証には腰部と膝関節を屈曲させる単純な動作を用いた。光学式モーションキャプチャによって計測された動作から求めた腰関節トルク w_T^* を真値とし、慣性センサを用いて計測した動作から求めた腰関節トルク w_T の値と比較した。

今回は、MuscleGraphicss 社製の SIMM (Software for Interactive Musculoskeletal Modeling) という筋骨格モデルを使用して関節トルクを求める。SIMM モデルでは、骨盤のリンクが全身のリンクの基底となり、各リンク姿勢角は親リンクからの相対姿勢で表現される。

本節では左下腿、左大腿、背部に慣性センサ (Sensor1, Sensor2, Sensor3) を設置して計測した前屈方向のオイラー角 (${}^1\theta, {}^2\theta, {}^3\theta$) を使用する。慣性センサの設置位置を Fig. 5.1 に示す。足底が平面の床に設置していると仮定し、計測した各部位のオイラー角から、Fig. 5.1 に示すモデルの姿勢角 $\theta = [{}^1\theta, {}^w\theta, {}^h\theta, {}^k\theta, {}^a\theta]$ への変換には、次式を使用した。

$$\begin{cases} {}^1\theta = \alpha_l {}^3\theta \\ {}^w\theta = \alpha_w {}^3\theta \\ {}^h\theta = {}^2\theta + \alpha_w {}^3\theta \\ {}^k\theta = {}^2\theta + {}^1\theta \\ {}^a\theta = {}^1\theta \end{cases} \quad (5.1)$$

式中の係数 α_l, α_w は、センサの取り付け位置や被計測者の体格によって異なる。従って、事前にモデル基準姿勢 (T ポーズ) を再現した姿勢を計測し、その計測値を使用して求めた。計測動作は次のように指示した。

1. 3 秒間直立状態を維持する
2. 3 秒かけて腰部と膝を屈曲する
3. 3 秒間姿勢を維持する
4. 3 秒かけて直立状態に戻る
5. 3 秒間直立状態を維持する。

動作の様子を Fig. 5.3 に示す。被験者は 3 名 (A, B, C) であり、動作は 3 回ずつ計測した。被験者 B の腰関節トルクの計算結果を Fig. 5.4 に示す。直立時の計算結果 (0~2s, 12~14s)

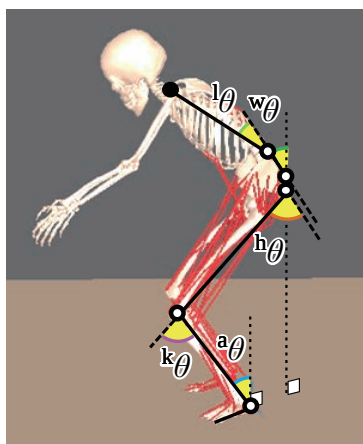


Fig. 5.1: The link model used in SIMM



Fig. 5.2: Arrangement of inertial sensors

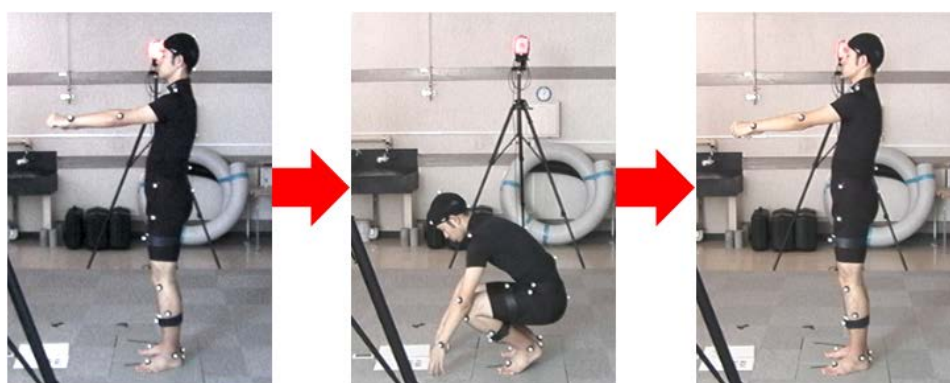


Fig. 5.3: Series of the measured motion

ではほぼ一定の誤差が見られるが、屈曲時のトルク計算結果は大きく差がなく、また変化傾向も類似している。この誤差は姿勢変換の誤差が原因と考えられる。

全試行について、動作中のトルク計算誤差平均値を表に示す。トルク計算誤差は、全被験者について 20Nm 以下となっていた。また、腰部への負担が大きい屈曲姿勢維持時の腰部関節トルク誤差率を求めると、全被験者についての平均値は 14%であった。以上の結果より、慣性センサを用いた部分的な動作計測結果を用いても、腰部の関節トルクを計算できることが確かめられた。

5.3 生理的指標に基づく作業負担の推定

5.3.1 実験概要

心拍は気温や湿度などの環境負荷や荷重といった外的要因と心理状態や疲労といった内的要因の両方を含む身体負担のバロメータである。計測が容易であることから、主として精神的な作業負担の評価に多く利用されてきた [27]。しかしながら前述のように様々な要素を含む出力であるため、心拍数のみの計測ではどの負荷の影響を計測しているのか判断

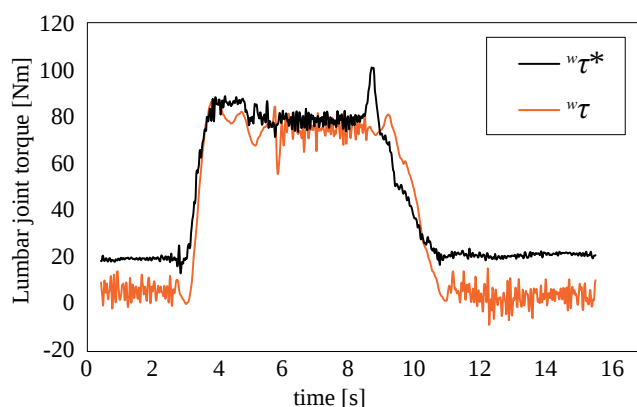


Fig. 5.4: Estimated lumbar joint torque

Table 5.1: Average of waist joint torque error [Nm] in each motion

Name	tri1	tri2	tri3	Average of three motions
A	16.7	19.7	11.6	16.0
B	6.3	6.7	6.2	6.4
C	16.1	15.6	16.2	15.9

することは困難である．そこで，心拍数と作業動作の両方を計測することでより高精度な作業負担の解析が可能になると考えた．北九州にある某製造業の工場において，作業動作と心拍数を同時に計測する実験を行った．計測された動作を用いて身体的負荷を推定し，心拍数と求めた身体的負荷との関連を調査した．

今回計測する作業では，背部をひねる姿勢はほとんど現れず，周囲に金属部品や機器が多いことから地磁気センサへのノイズの影響が懸念された．よって，3.3.1節において説明した変動相補フィルタを用いて，矢状面内に投影した体幹と下肢の姿勢を計測対象とした．

実験では ATR-Promotions 製小型無線多機能センサ (TSND121) を被験者に取り付けて体幹と下腿の動作を計測し，同時に Polar 製スポーツウォッチと心拍計 (Polar V800) を用いて心拍数を計測した．また，確認のためにビデオカメラで作業の様子を撮影した．センサ配置は Fig. 5.3.1 に示す．被験者は男性 1 名であり，慣性センサは作業着の下に着用したコンプレッションウェアに面チャックを用いて設置した．

計測した作業はラインで流れてくる鉄製の部品を研磨し，束ねて積み上げる作業であり，次の 4 つの作業に大きく分けることができる．各作業の様子は Fig. 5.5 に示す．

作業 A ラインから流れてきた部品を受け取り，布で磨く

作業 B 研磨機を使用して部品の角を研磨する

作業 C 研磨が終了した部品を磨く

作業 D 束ねた部品を集積場所まで運び，積み上げる

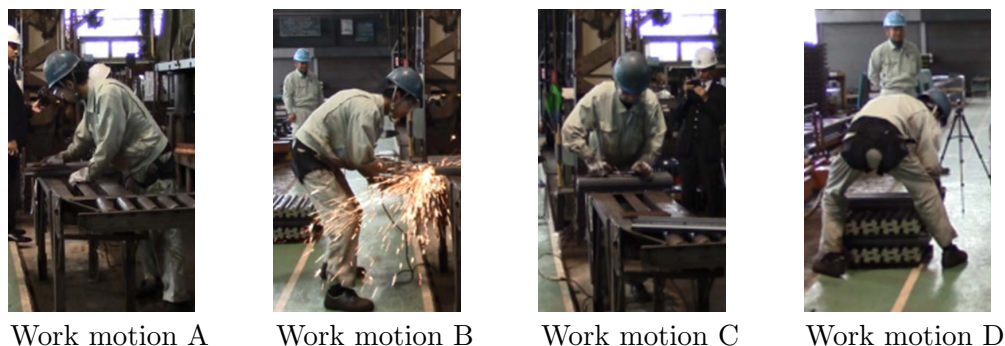


Fig. 5.5: Four parts of working motion

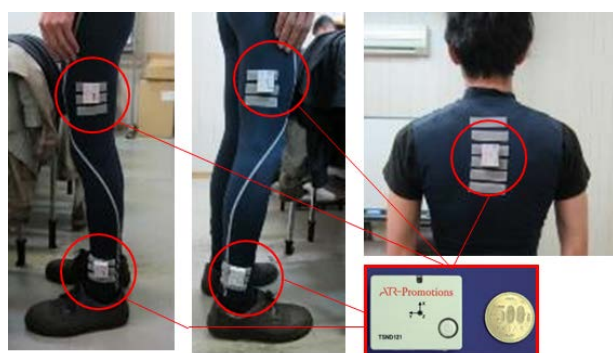


Fig. 5.6: Inertial sensor arrangement

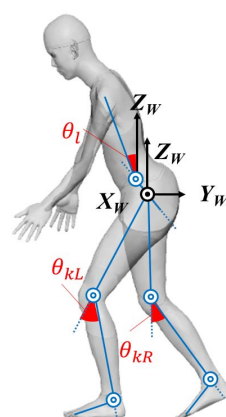


Fig. 5.7: Name of each angle

A～Dの一連の作業を1セットとすると、1時間45分の計測時間で26セット分が計測された。

5.3.2 腰部負担の推定

前節で説明した手法を用いて、計測した動作中の加速度と角速度情報からセンサの傾きを求め、作業者の腰、骨盤、左右股関節、左右膝、左右足首の角度を取得した。さらに、ビデオカメラで撮影した映像をもとに、手先荷重の情報をモデルに与えた。付加した荷重は、作業B中の研磨機の重さ2kgと、作業D中の部品の重さ30kgである。

以上の操作により、体幹と下肢の作業動作をデジタルヒューマンモデル上に再現した。再現された動作について動力学解析を行い、作業中の腰関節トルクを計算した。これを体幹への作業負担とする。トルクの計算には MuscloGraphics 社製の筋骨格動力学シミュレータ SIMM (Software for Interactive Musculoskeletal Modeling) と筋骨格モデルを使用した。

まず、作業動作の計測結果について述べる。求めた動作中の関節角度とビデオカメラで撮影した作業動作の映像を比較し、動作計測結果の検証を行った。腰、左右膝の屈曲方向関節角度 θ_l , θ_{kL} , θ_{kR} の時間変化と、その時刻に対応するビデオカメラの映像を画像とし

Table 5.2: Average of waist joint torque in each work motions

Work	Work A	Work B	Work C	Work D
Torque [Nm]	65.2	92.4	81.7	138.6

て切り出したものを Fig. 5.8 に示す．表示した結果は作業 A から D までの 1 セット分であり，ビデオの映像から作業 A～D の判別を行った．図中の θ_l , θ_{kL} , θ_{kR} は被験者にとっての矢状面内の角度である．各関節角度の定義を Fig. 5.3.1 に示す．計測した関節角度を SIMM の筋骨格モデルに入力し再現した結果と，撮影した実際の姿勢を Fig. 5.10 に示す．上肢の姿勢は計測対象外であるため，一定値を入力している．Fig. 5.10 より，動画から確認される姿勢と計測された関節角度の間に大きな差異は見られず，正しく動作計測が行えている．次に，取得した動作が腰部に与える負荷を求める．手先荷重の大きさが腰関節トルクに与える影響を調べるため，手先力の情報を与えた場合，手先力をすべて 0 とした場合の 2 つの条件で腰関節トルクの計算を行った．手先荷重を考慮した腰関節トルク計算結果を τ_l^b ，手先荷重を 0 とした関節トルクを τ_l^0 とおき，Fig. 5.9 に示す．動画から目視で確認した手先荷重 W_B も同図内に載せている．判別された作業 A～D の各区間について τ_l^b の値を平均した値を Table 5.2 に示す．

作業別の腰部負荷を比較すると，作業 B, C の間は大きな差はない．どれも中腰の状態の作業であり，手先にかかる荷重も作業 B における 2 kg 程度である．作業 A も中腰姿勢での作業だが，作業の合間に待ち時間が多く，待ち時間の間は直立状態であることが多いため，作業 B, C よりも負荷が小さくなっている．作業 D の負荷は他の作業に対し 40Nm ほど大きな値になっている．これは，30kg の荷重がかかっていることに加え，床に部品を積み上げているため，腰を深く曲げていることも影響していると考えられる．図の τ_l^b の値より，作業 D のうち荷重がかかっている状態では，300Nm 以上の大きな負荷が腰にかかっていることがわかる．これは直立で待機している状態の τ_l^b 平均値が 26.7Nm，作業 A 全体の τ_l^b 平均値が 90Nm であることから，直立時の 10 倍以上，ただ腰を曲げている状態の 3 倍以上の負荷がかかっていることとなる．

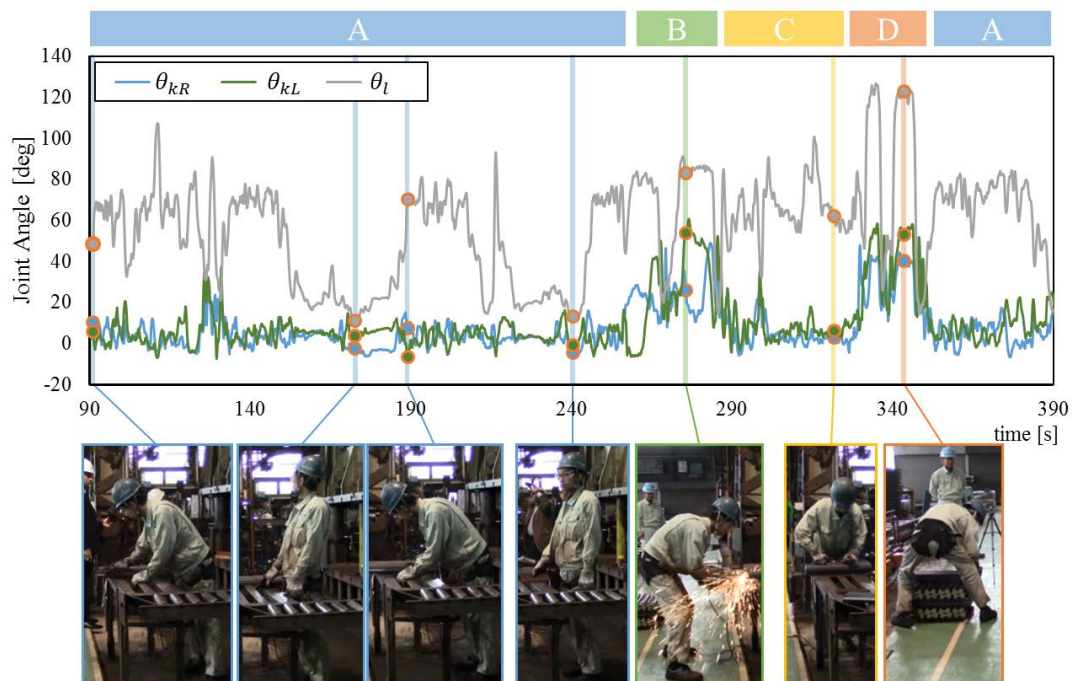
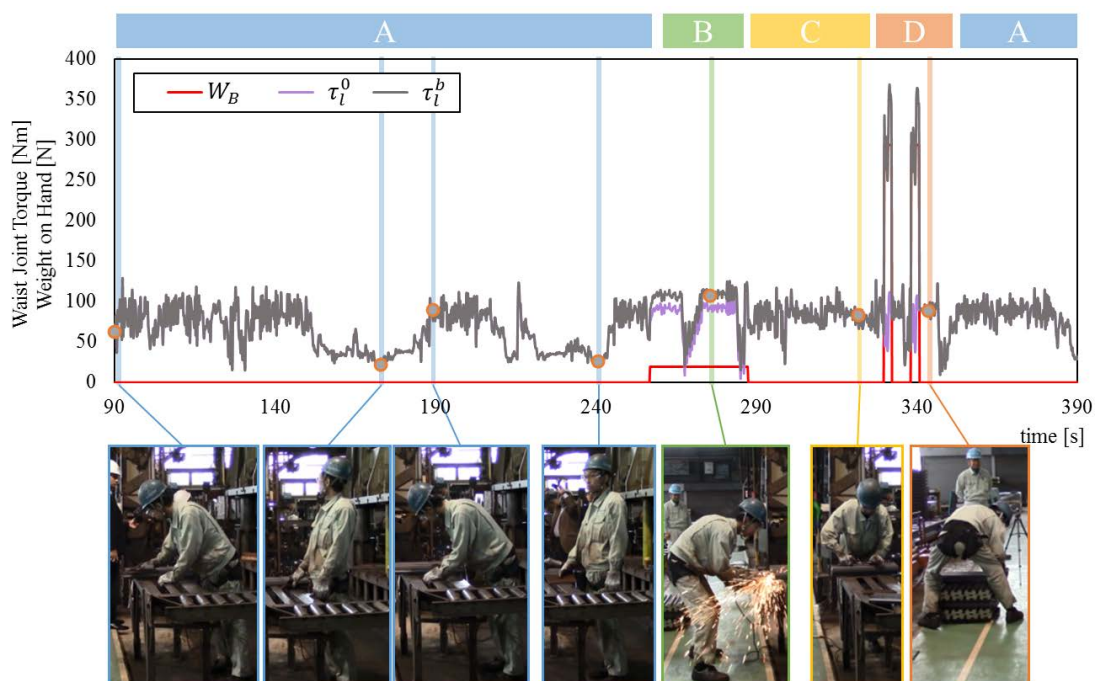


Fig. 5.8: Result of work motion measurement with photo of each posture

Fig. 5.9: Waist torque τ_l^b & τ_l^0 of work motion

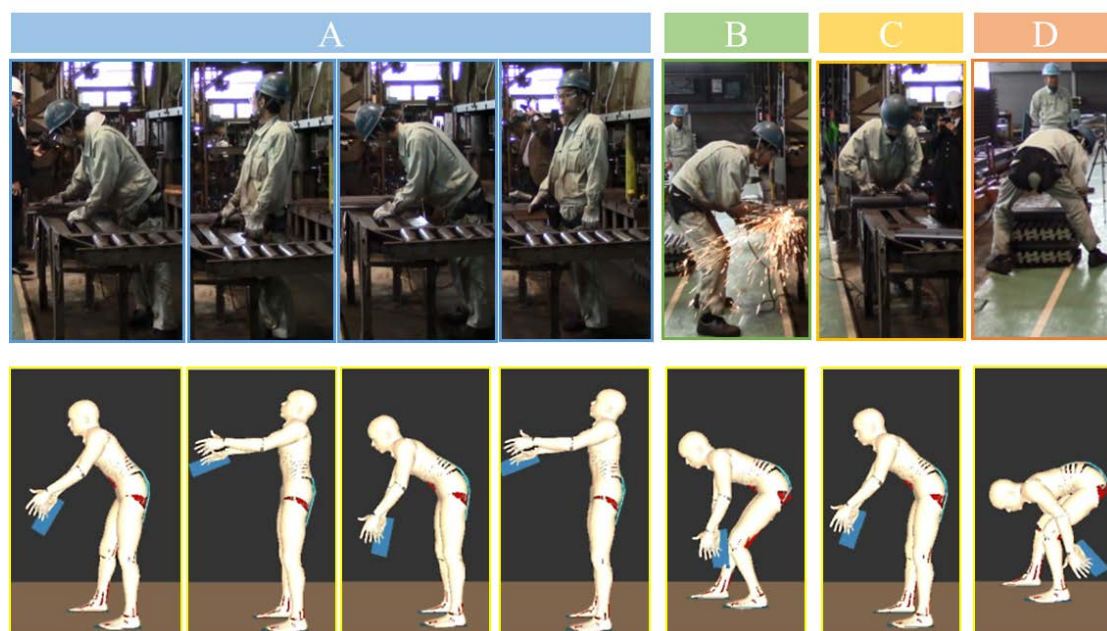


Fig. 5.10: Comparison between measured posture and actual posture by photo

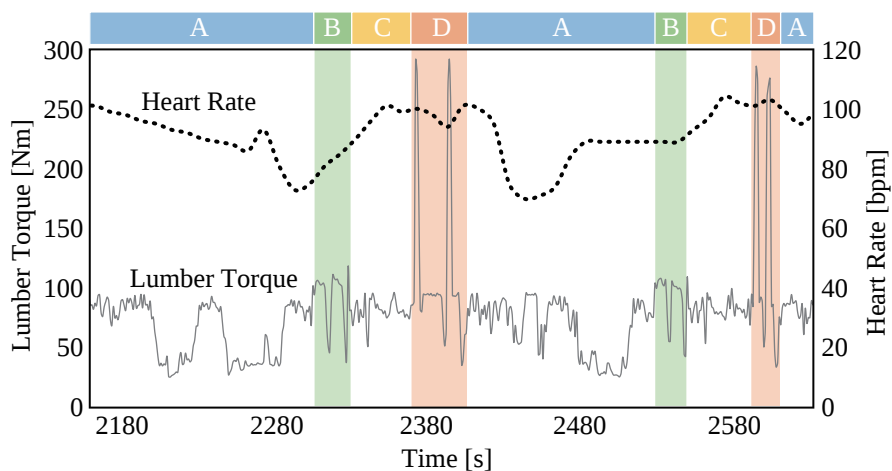


Fig. 5.11: Change of heart rate and waist joint torque

5.3.3 心拍数の計測結果と推定した作業負担の比較

前項で求めた腰関節トルクと心拍数の変動のグラフの一部を Fig. 5.11 に示す。腰部負荷の変動を見ると、30kg の部品を積み上げる作業 D において大きな負荷が腰にかかっている。また、作業 A の合間は部品が流れてくるまで待機している直立状態を挟んでおり、待機中は負荷が低くなっている。作業 A～C では同程度の角度に腰を屈曲させているため、腰関節トルクは 100Nm 弱でほぼ等しい値となっている。次に心拍数の変動を見ると、作業 A の間は減衰し、作業 B から上昇を始め、作業 D でピークに達したのちまた作業 A で減衰するという傾向にあった。作業 A～C の負荷が同程度であるにもかかわらず作業 A のみで心拍数が減少しているのは、作業 A が負荷の低い待機時間を含むためと考えられる。同様に作業 B～D では待機時間はなく、常に腰に負荷がかかった状態が継続されているため、心拍数が減少することなく増加を続けている。

各セット別に負荷と心拍数の関連について見ると、その傾向から作業序盤（5セット）・中盤（13セット）・終盤（8セット）に分けられた。分割した区域ごとに1セット分の腰関節トルクと心拍数を Fig. 5.12(a),(b),(c) に図示する。まず、Fig. 5.12(a) に示す作業序盤の6セットでは、作業 A を開始すると心拍数が減少するが、作業の途中から上昇に転じるという傾向にあり、腰関節トルクの変化との関連は見られない。作業中盤 (b) の13セットでも、序盤と同様に作業 A の途中で心拍数が減少し、作業 B から上昇に転じ、作業 D でピークに達するような傾向がみられる。腰関節トルク変化との関連は序盤よりも高く、腰関節トルクを60秒区間で移動平均した波形に類似した変化傾向がみられた。腰関節トルクを60秒区間で移動平均した値と計測した心拍数の間の相関係数を求めると0.51となり、弱い相関がみられた。最後に、終盤の7セット (c) では、作業中の心拍数の変動はほとんどみられなかった。また、作業序盤・終盤についても心拍数と60秒区間で移動平均した関節トルクとの相関係数を求めたが、どちらも0.2以下と相関は見られなかった。

このように、作業負荷と心拍数の関係は、同じ作業負荷でも作業の継続時間によって変化していた。この変化は、作業の慣れや疲労の蓄積が関係していると推測される。したがっ

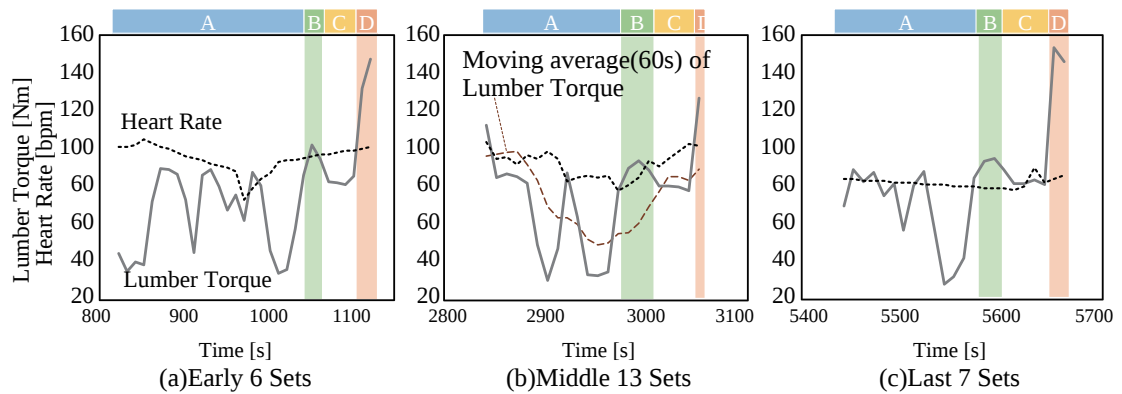


Fig. 5.12: Change of heart rate and waist joint torque of each work set

て心拍数と動作情報の両方を利用することにより、動作からは読み取れないより詳細な身体負担の推定や、手先荷重など外部負荷のセンサレスな推定が可能になると期待できる。そのためには、実験室内など環境の再現が可能な空間において、より詳細に作業状況を設定した検証実験が必要であると考ええる。

5.4 自己言語報告と筋電位計測に基づく作業負担の推定

5.4.1 主観的な負担の計測意義

前節までは、客観的な負担の計測手法について述べた。本節では主観的な作業負担を作業中に計測する手法について提案し、実験室内で再現した作業動作の計測実験をもとに検証する。

主観的な作業負担の評価は、実際の作業現場でも多く行われている。主観的な負担評価では、作業者が感じる負担や腰痛等の自覚症状を調査する。本研究では、作業者の主観的な負担を負担感と表記する。負担感の調査にはアンケート調査、聞き取り調査などが用いられている [13, 26, 25]。これらの研究では、負担感とともに1日の作業時間や作業内容、作業姿勢、生活習慣などを調査し、負担感の要因を明らかにすることを目的としている。しかし、作業を行っていない時間に調査を行うため、作業全体を集約した大まかな負担感しか調査できないうえ、作業者の記憶のあいまいさを含んでいる。

負担感を作業中に計測できれば、客観的負担と負担感の関係をより詳細に調査することが可能になるうえ、作業後の調査では埋もれてしまうような、細かい負担感もとらえることが可能であるが、従来の調査手法では作業と並行して行うことはできない。そこで本節では、作業を行いながら作業者に負担感を発声させ、その内容を録音することで、作業を行いながら負担感を計測する方法を提案する。この手法であれば、作業を中断することなく、記憶のあいまいさも含まずに、負担感の計測が可能である。

本研究ではOAフロア設置作業を用いて、作業中に被験者に負担を感じる部位名を発声させ、時系列に負担感を記録する実験を行った。また、得られた負担感が作業負担の調査に有用であるかを検証するため、客観的な負担と負担感の関係を調査した。客観的な負担の尺度として、本実験では筋活動、心拍数を負担感と合わせて計測した。また、作業内容を目視で分類し、作業内容と負担の関係を調査した。さらに実験で計測した筋活動を用いて負担感のモデルを試作し、負担感の変動と発声タイミングの関係について考察した。

5.4.2 作業中における負担感の計測手法

作業中に計測を行うには、作業を中断することなく、負担感を伝えてもらう必要がある。そのため、アンケートなど手を使用する方法は採用できない。そこで、作業者に負担感を発声させ、録音するという手法を提案する。負担感を発声している間も作業は続くため、発声させる内容は、発音しやすく、短い言葉であることが望ましい。発声内容は次の2種類が考えられる。

- 負担の度合い
- 負担を感じた部位

負担の度合いを発生させる場合は、アンケートなどで使用される尺度の数値を発生させる方法が考えられるが、負担感の程度と尺度の関係を事前に確認する必要がある。また、どの部分の負担感を発生するかを前もって決めておく必要がある。一方負担を感じた部位を発生させる場合はより直観的であるが、身体部位をどの程度細かく分割するかによって複雑さは変化する。また、負担を感じたか感じないかの2通りの情報しか得られないため、

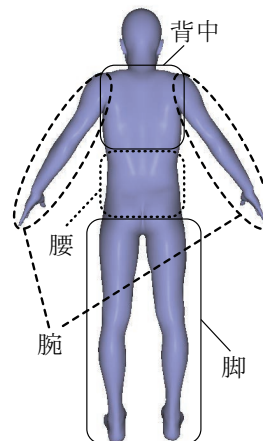


Fig. 5.13: Name and part of utterance

感じた負担の程度は記録できない．今回計測する OA フロア設置動作は全身を使用する作業であるため，負担感を感じた身体部位の名称を発声内容とした．名称は，発声しやすいように「腕（うで）」「背中（せなか）」「腰（こし）」「脚（あし）」と 3 文字以下で設定した．各名称と対応する部位を Fig. 5.13 に示す．録音にはヘッドセット付マイクと小型のボイスレコーダーを使用した．

5.4.3 負担感計測実験

OA フロアの設置作業における，作業動作と負担感の計測を行った．被験者は A, B の 2 名である．被験者 A は 40 代男性，OA フロア設置作業は今回の実験までに 10 数回の経験があり，腰痛の罹患歴がある．被験者 B は 20 代男性，OA フロア設置作業の経験，腰痛罹患歴ともにない．OA フロアとは OA 機器の配線を床下に配置するために設けられた，二重化した床構造のことである．オフィスや学校など，様々な施設で使用されている．OA フロアの構造には大きく 2 種類あり，本来の床面上に支柱を立て，その上に床となるパネルを乗せる構造と，支柱とパネルが一体化したブロックを配置する構造がある．本研究では前者の支柱とパネルが分かれた OA フロアの設置作業を取り扱う．OA フロア設置作業では，広範囲にパネルを配置するため移動しながらの作業となり，また様々な室内で行うため機械化が進んでおらず，主に作業による手作業で行われる．特にパネルの取り付け中は長時間中腰姿勢が続くうえ，パネルは 1 枚 10kg 程の重さがあるため，腰への負担が大きい作業である．今回は実験室の計測スペース内に 0.5m × 0.5m，重さ 10kg のパネルを 24 枚設置する作業を計測した．作業は支柱配置作業，パネル配置作業の 2 段階からなり，さらに各作業を次の 6 種類の動作に分類できる．

作業 1 移動

作業 2 支柱を設置場所に運ぶ

作業 3 支柱を設置場所に置く

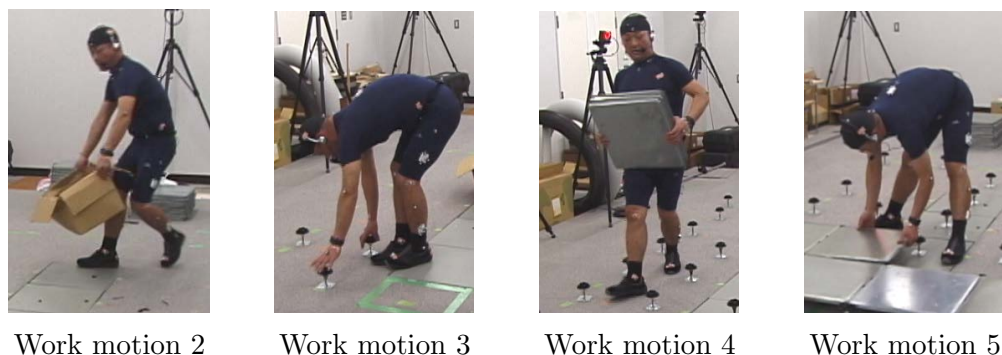


Fig. 5.14: Four parts of working motion

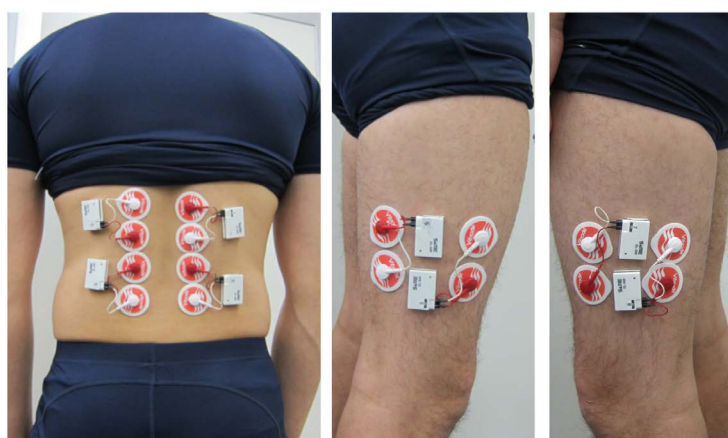


Fig. 5.15: Arrangement of myoelectric potential sensors

作業4 パネル1~4枚を設置場所に運ぶ

作業5 パネルを支柱の上に設置する

作業2, 3, 4, 5の様子を Fig. 5.14 に示す。支柱配置作業は作業1, 2, 3 からなり、パネル配置作業は作業1 → 4 → 5 → 1 の繰り返し作業である。

実験では、作業中の筋活動、心拍数、負担感の計測を行った。筋活動は脊柱起立筋（骨盤から上に左右4箇所）、大腿二頭筋、大腿四頭筋を表面筋電位計（S&M Company, DL-5000）を用いて計測した。筋電位の計測位置を Fig. 5.15 に示す。心拍数は心拍計（Polar V800）を用いて計測した。負担感の発声内容記録にはボイスレコーダーとマイクつきヘッドセットを使用した。ボイスレコーダーはウェストポーチに収納し、被験者に装着した。負担感の計測では、Fig. 5.13 に示した部位と名称について事前に説明し、負担・つらさを感じるたび、その部位を指定した名称で発声するよう被験者に指示した。発声の頻度などは指定せず、被験者の主観的評価に委ねた。また、確認のためにビデオカメラで作業の様子を撮影し、作業内容の目視分類に使用した。

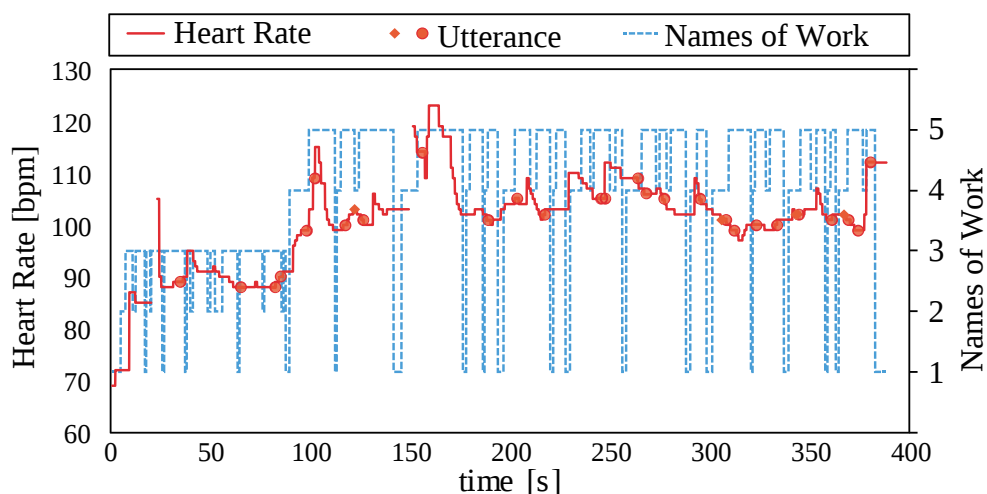


Fig. 5.16: Utterance and heart rate of participant A

5.4.4 実験結果

被験者 A の作業時間は 388s(6 分 28 秒), うち前半の 78s(1 分 18 秒) が支柱配置作業であり, その後の 265s(4 分 25 秒) がパネル配置作業であった. 被験者 B の作業時間は 442s(7 分 22 秒), うち前半の 59s が支柱配置作業, その後の 344s(5 分 44 秒) がパネル配置作業であった. 被験者 A の心拍数の計測結果を Fig. 5.16 に示す. 被験者 B については, 心拍数の計測データに途切れが多く, 解析不可能であった. 被験者 A について作業中の心拍数の変動と発声タイミングの関係を見ると, パネル配置作業前半の計測時間 0s~200s では, 動作 4 のパネル持ち上げ動作の前後で心拍数が 20bpm 程度増減していたが, 作業後半の 200s~400s では同じ動作でも心拍数はほとんど変動せず, 心拍数 100bpm, 計測開始時の心拍数から 30bpm 程度増加した状態でほぼ一定となっている. また, 心拍数が収束してから発声の頻度が上がっていた. この結果から, 疲労が蓄積すると心拍数の変動が少なくなるのではないかと予想される. しかし, 結論付けるにはより被験者数を増やして検証する必要がある.

発声内容と回数について見ていく. 被験者 A の発声内容は「背中」「腰」であり, 発声は動作 3, 4, 5 中のみであった. 被験者 B の発声内容は「腰」のみであり, 発声は動作 2, 4, 5 中であった. 動作 1~5 別に, 負担感の発声内容と回数, 腰部(脊柱起立筋下部)筋電位の平均値を Table 5.3 に示す. 被験者 B は作業間の筋電位平均値の差が大きく, 筋電位の値が大きい動作 4 中の発声回数が最も多い. 一方被験者 A は動作間の筋電位平均値の差はあまり小さくなく, 発声回数が最多である動作 5 の筋電位平均値が最も小さい.

次に, 計測した腰部筋電位の時間変化と発声タイミングの関係を見る. 被験者 A, B について, 負担感の発声タイミングと 2Hz で平滑化した腰部の筋電位, 動作名を Fig. 5.17, Fig. 5.18 に示す. グラフより, 両被験者ともに筋電位が極大値(被験者 A : 約 25%MVC, 被験者 B : 約 35%MVC)となる前後で発声する傾向がみられる. 撮影した動画より, 筋電位が極大値をとるのは動作 4 においてパネルを持ち上げた瞬間であった. 被験者 A はパネ

Table 5.3: The number of utterance and average of muscle activity in each work

participants \ Work			1	2	3	4	5
A	%MVC		13.6	16.3	13.4	14.8	11.9
	the number of utterance	背中	0	0	0	3	1
		腰	0	0	4	4	19
B	%MVC		10.1	11.1	8.2	15.5	6.0
	the number of utterance	腰	0	1	0	7	2

ルを運び終わった後、被験者 B はパネルを持ち上げた直後に発声していた。このように、両被験者とも筋活動が動作 4 で極大となる傾向を持つが、負担を感じるタイミング、負担を感じてから発声するまでの間隔は個人によって異なる。

以上より、OA フロア設置作業で最も作業者に負担を感じさせる動作は、筋活動の計測結果と負担感の計測結果のどちらを用いてもパネルを運ぶ作業の特に持ち上げ・降ろし動作となり、作業中における負担感の逐次記録が作業負担の把握や負担要因の調査に有用であると示唆された。

5.4.5 作業動作と負担感の関連性調査

実験結果より、筋電位が極大値となる前後に負担感の発声をしている傾向が確認された。そこで、計測した作業中の負担感と筋電位を用いて、筋活動と主観的負担の関連性を調査する。

筋の疲労を数理モデル化する研究はいくつか行われている。Liu らは筋の状態を疲労、活性、休止の 3 つに分割し、この状態変化を用いて筋疲労をモデル化している [120]。しかし、このモデルでは活性状態の筋が減少する場合を考慮していない。速水らは Liu らのモデルを改良して筋の状態を 4 つに分割することで、筋の活性が減少する場合にも適用可能なモデルを作成した [121]。これらの研究は筋の疲労による筋発揮力の変化や筋が疲労するメカニズムをモデル化したものであり、筋疲労により被計測者がどのように負担を感じるのか、という負担感の推定は目的としていない。我々は負担感の推定を目的とした現象論的モデルを作成する。

モデル化の対象は被験者 A, B を通じて最も発声回数が多かった「腰」が示す腰背部の負担感とする。腰背部の筋活動値として、脊柱起立筋下側の左右の筋電位計測値を平均した値を用いる。データは繰り返し動作であるパネル配置作業（作業分類 1, 5, 6）中の計測結果のみを使用し、支柱配置作業中のデータは使用しない。

時刻 t の負担感を $E(t)$ とおく。負担感の計測結果より腰部筋活動と関係していると仮定する。筋肉は常に疲労と回復を同時に行っていると考え、疲労量 $F(t)$ 、回復量 $H(t)$ を用いて負担感 $E(t)$ を次式で表す。

$$E(t) = \alpha(E(t - \Delta t) + \beta F(t)) - \gamma H(t) \quad (5.2)$$

式中の Δt はサンプリングタイムであり、本実験では $\Delta t = 0.1s$ とした。また α, β, γ は定

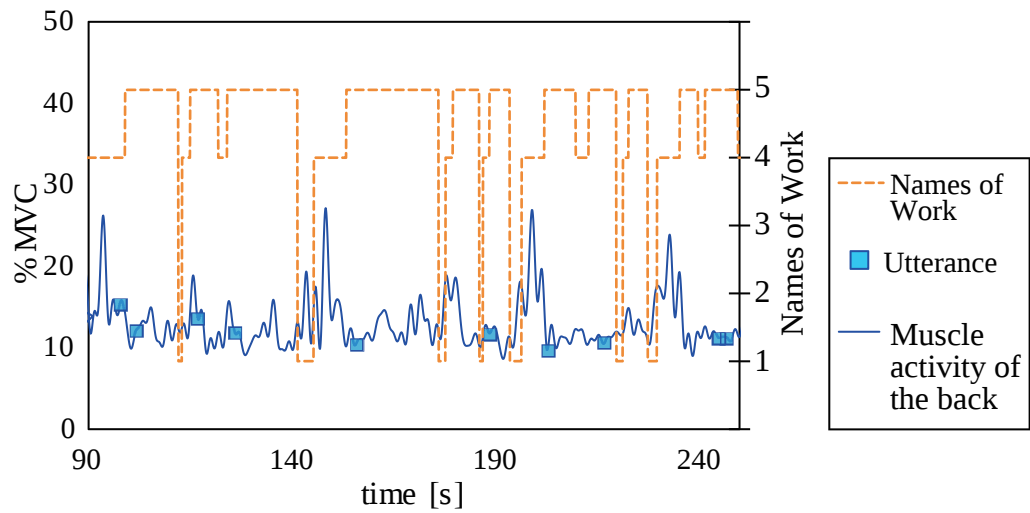


Fig. 5.17: Utterance and muscle activity of participant A

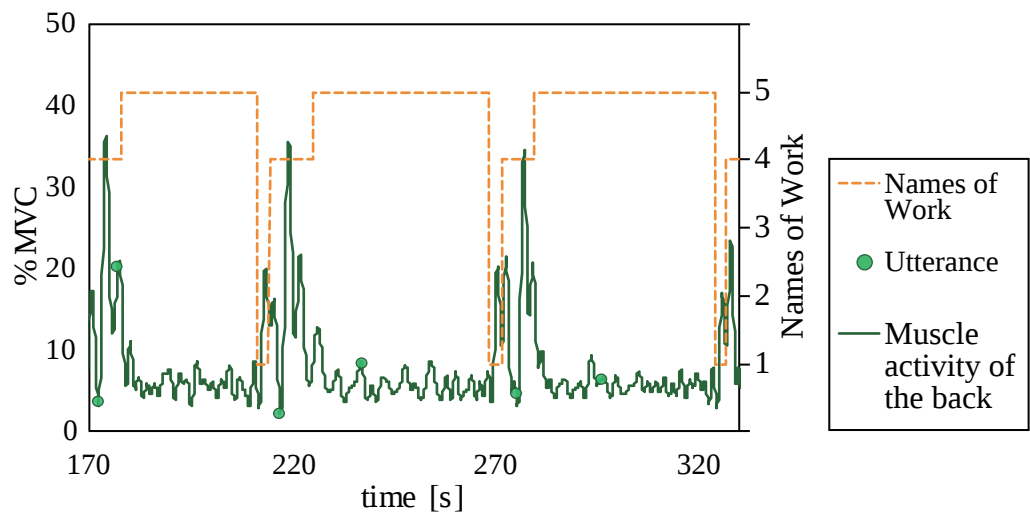
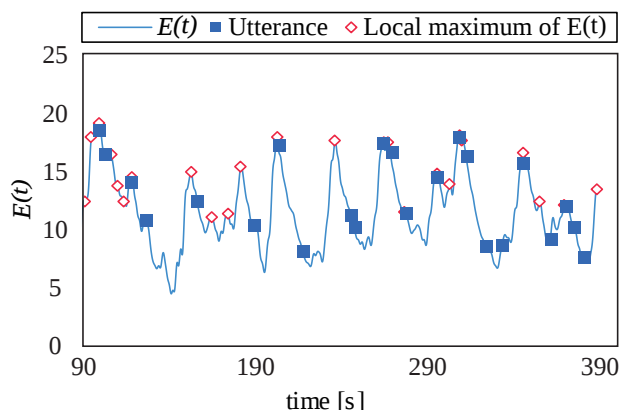
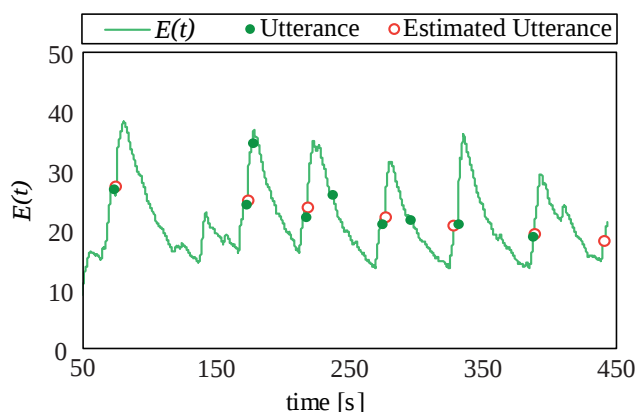


Fig. 5.18: Utterance and muscle activity of participant B

Fig. 5.19: $E(t)$, Utterance and local maximum of $E(t)$ of participant AFig. 5.20: $E(t)$, Utterance and estimated utterance of participant B

数である。このモデルは、回復量 $H(t) = 0$ の場合、疲労量 $F(t)$ についてのハイパスフィルタの形になっており、疲労量が小さい場合は $E(t) = 0$ に漸近する。疲労量 $F(t)$ 、回復量 $H(t)$ はその時の筋活動量 $m(t)$ と関係すると考えられる。今回は試行として簡単に疲労量は筋活動量に比例し、回復量は筋活動量に反比例すると仮定し、 $F(t)$ 、 $H(t)$ を次式のように設定した。

$$\begin{cases} F(t) = m(t) \\ H(t) = \frac{1}{m(t)} \end{cases} \quad (5.3)$$

負担感の計測結果を用いて、作成した負担感モデルの評価を行う。被験者 A, B の腰部筋電位計測値をモデルに入力した結果を Fig. 5.19, Fig. 5.20 に示す。図内には負担感の発声タイミングも黒点で記載する。モデルの定数 α, β, γ は計測値から実験的に求め、 $\alpha = 0.99, \beta = 0.02, \gamma = 1.00$ とした。

まず、被験者 B の負担感モデルについて見ていく。Fig. 5.20 より、負担感 $E(t)$ はのこぎり波状に周期的に変動しており、振幅はほぼ一定である。これは、作業スピードが一定で、筋電位の変化も周期的であったためだと考えられる。発声タイミングと負担感 $E(t)$ の変化の関係を見ると、発生時刻を示す黒点が右肩下がりの直線に沿って分布する傾向がみられ、これは $E(t)$ がある閾値 E_C を超えるとき発声していると解釈できる。よって、時刻 t の発声の有無 $s(t)$ を次式で表現する。

$$s(t) = \begin{cases} 1 & (E(t - \Delta t) < E_C) \cap E(t) > E_C \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (5.4)$$

式中の $s(t) = 1$ は発声あり、 $s(t) = 0$ は発声なしを表す。Fig. 5.20 より、閾値 E_C は時間経過とともに減少している。そこで、計測した発声時刻 t_s とその時刻の負担感 $E(t_s)$ を用いて、閾値 E_C の変化を線形近似し、式 (5.5) を得た。その際、 $t_s = 177$ は他の発声時刻と負担感との関係が異なるため、外れ値として除外した。

$$E_C(t) = -0.02t + 28.92 \quad (5.5)$$

式 (5.4), (5.5) を用いて被験者 B の発声時刻 t_s を推定した結果 $\hat{t}_s$ を、Fig. 5.20 内に白点で示す。9 回の発声のうち 6 回は誤差 $|\hat{t}_s - t_s|$ が 2.6s 以内で推定された。この誤差は負担を感じてから発生するまでの遅れであると考えられる。一方、残りの 3 回 ($t_s = 177, 237, 296$) は式 (5.4) で定めた条件と異なるタイミングで発生されており、推定できていない。

次に被験者 A の負担感モデルについて述べる。被験者 A は被験者 B に比べ変動の間隔が狭く、極大値・極小値も一定ではない。これは、被験者 A は作業 4～作業 5 が小刻みに変動しており、筋活動の変化周期も短いためであると考えられる。負担感 $E(t)$ の変動と発声のタイミングを見ると、 $E(t)$ が極大値となる付近での発声が多くみられた。 $E(t) > 10$ の極大値を Fig. 5.19 内に白点で示す。そこで、負担感を発声する時刻 t_s を極大値を取る時刻 t_m を用いて次式で表す。

$$t_s = t_m + \delta t \quad (5.6)$$

式中の δt は負担を感じてから発生するまでの時間である。極大値を取る時刻 t_m と発声時刻 t_s を比較すると、全発声 23 回中 16 回については、極大値と発声の間隔 $|t_m - t_s| \leq 6.18$ であり、平均は 1.82s となっていた。よって、この 15 回分の発声は負担感の極大値と関係しており、式 5.6 に当てはまる。しかし、残りの 7 回 ($t_s = 126, 189, 217, 245, 247, 323, 333$) は $E(t)$ が極小値などの低いときに発声されている。これらの発声タイミングと負担の関係を明らかにするには、モデルの改良か、筋活動以外の情報が必要であると考えられる。

モデルの改善について考察する。今回試行した負担感計測実験では、「負担を感じた部位を発声する」以外の発声条件を厳格に定めず、被験者の判断に委ねた。負担感の推定をより正確に行うためには、発声の頻度やタイミングなどを明確に定め、複数の被験者について同じ条件で計測可能にする必要がある。また、本実験では被験者数が少なく、負担感の有無のみしか使用しなかった。被験者を増やすとともに、Visual Analog Scale などの手法を用いて負担感の程度も計測することで、発声の閾値と筋活動の関係についても調査できると考えられる。さらに、筋活動以外の生体信号と負担感の関係についての調査も改善に有用であると予想する。

5.5 5章のまとめ

作業負担を計測するとともに、負荷を受けた際の個人の反応に相当した情報を取得し、2つの情報を組み合わせることで作業負担を推定することを検討した。作業負担に対する応答としては、心拍数または主観的な負担の利用を試みた。作業負担の力学的指標として、計測した動作をデジタルヒューマンモデルに入力し、腰部関節トルクを計算した。単純な動作を慣性センサ3個で計測したデータを用いて関節トルクの計算を行ったところ、慣性センサのみの簡易な動作計測でも誤差 20Nm 以下（関節トルク誤差率 14%程度）の精度で腰部関節トルクの計算が可能であった。また、心拍数を客観的な作業負担として計測し、腰関節トルクの変化と比較したところ、動作情報だけでは読み取れない手先荷重や疲労の蓄積などより詳細な身体負担の推定への応用可能性が示唆された。さらに作業中に主観的な負担を発話させ取得する手法を提案し、筋活動の変化と発話のタイミングの関係を調査した。

以上により、筋電位など手間のかかる計測を行わずに、動作情報と心拍数や発話など簡易な計測で取得可能な情報を組み合わせることで、作業負担を推定できる可能性が得られた。

第6章 結論

6.1 まとめ

本研究では、作業現場で使用可能な作業負担調査システムの開発を目的とし、以下の技術を開発した。

(1) 慣性センサを用いた作業動作計測手法

加速度・角速度センサを用いて精度よく長時間の作業動作を計測するためのセンサ統合手法、変動相補フィルタを提案した。また、計測で使用する器具の数を最小限に抑えるため、作業の識別と、背部の作業姿勢計測に最低限必要な動作計測用慣性センサの配置を求める手法を、デジタルヒューマンモデルを用いて開発した。慣性センサ設置位置の候補をデジタルヒューマンモデルの骨格構造を構成する各リンクとし、背部の姿勢角計測に必要なリンクと目標の作業分類精度を達成するのに必要なリンクを、必要最小限の数になるよう選択した。作業の識別にはサポートベクターマシンを使用した。提案したセンサ配置決定手法の有用性を評価するため、実験室内における模擬作業の計測を行い、従来手法と選択結果を比較した。その結果、提案手法を用いることで、作業の識別精度だけではなく、背部の姿勢角再現精度も保ちながら、センサ設置部位を16個から3~4個に削減した。また、提案手法を用いて介護施設における移乗介助作業の識別に必要な慣性センサの設置位置を求めた。その結果、作業を妨げず、姿勢の計測と作業の識別を行えた。

(2) 作業負担の推定手法

作業動作をデジタルヒューマンモデルに入力することで、作業負荷として関節トルクの計算を行った。作業負荷から作業負担を求めるため、作業負荷に対する反応を作業動作に合わせて計測し、推定した作業負荷と組み合わせて作業負担を推定する手法を提案した。作業負荷に対する反応として、心拍数と主観的負担を計測した。作業中の心拍数と作業動作の計測を組み合わせる手法では、26セットの繰り返し作業を計測し、各セットごとに心拍数の変動と腰関節トルクの関係を調査した。その結果、同じ姿勢でも取り扱う荷重の重さで心拍数の変動が異なること、作業を繰り返すにつれ心拍数と腰関節トルクの関係が変化することが明らかになった。これにより負荷の時間的蓄積や運搬物の重さなどの情報を推定できる可能性が示唆された。主観的負担を用いる手法では、作業中に作業者に負担を感じた瞬間に、その身体部位を発声させることで、作業を中断することなく、作業動作と結びついた主観的な負担を記録する方法を提案した。記録された主観的な負担と、筋電位の計測結果を比較し、その関係性について考察した。被験者2名の計測結果について解析すると、発声のタイミングと筋活動の変動の関係は個人により異なるが、個人間では一定の関係にあることが確認された。

6.2 今後の展望

本研究の今後の展望について、まず技術面での展望を作業動作の計測と作業負担の推定に分けて述べる。さらに、本研究で提案する技術が社会に与える効果について述べる。

(1) 慣性センサを用いた作業動作計測システムの計測精度向上と実現場導入課題

まず、計測精度の向上について述べる。提案した変動相補フィルタでは、1軸回りの回転のみを計測対象とした。しかし、人間の関節は厳密には単純な1軸回り回転ではなく、回転中心の変化も起こる。したがって、より多様な作業動作を精度よく計測するには、提案手法を多軸回り回転に対応できるよう改良する必要がある。その場合、異なる軸では感度やドリフトの性質が異なる可能性があるため、フィルタ係数の決定方法や、変動の関数を再検討する必要がある。加えて、作業者の移動や平面内での向きを計測するには、地磁気センサの利用が有効である。地磁気センサも組み込んだ場合の係数変動方法を検討することで、さらなる計測精度向上が見込める。また、センサ姿勢から人の姿勢への変換式についても、作業中にセンサの位置がずれることで、変換精度が低減する可能性がある。したがって、長時間の作業であれば、カメラを用いた姿勢計測なども組み合わせ、姿勢変換式を更新することが有用であると考えられる。

次に、実現場への導入に伴う課題について述べる。本研究では、慣性センサ設置位置の選択に当たり、1度全てのセンサ設置候補部位の姿勢を計測する必要がある。実現場での応用を考えると、初回のセンサ設置位置選択に限り、XsenseやPerceptionNeuronなどの全身の姿勢計測が可能なウェアラブル動作計測システムを利用するか、カメラを用いた動作認識システムとの併用が考えられる。もしくは、作業動作を単純な動作の組み合わせで表すことで、実際の作業を計測することなく、再現された大まかな作業動作を用いてセンサ位置の決定を行う手法が考えられる。加えて、センサ配置決定後に作業内容や作業者が変わると、最適なセンサ設置部位が変化する可能性がある。作業内容の変更に対しては、再び選択のための動作計測を行うか、前述したように作業を類似する単純な動作の組み合わせで表し、シミュレーションによって配置を検討する手法が考えられる。作業者の変更に対しては、体形の異なるデジタルヒューマンモデルを用いて、同じ作業を異なる体形で行った場合の動作姿勢を推定し用いる方法が考えられる。また、今回は腰部の負担を対象としたが、姿勢計測対象の部位を別の部位に設定すれば、下肢や上肢などの負担評価にも応用が可能である。その場合、どの部位の姿勢を計測することが負担評価に有用であるかを検証することで、システムの汎用性が高まると予想する。

(2) 作業負担推定精度の向上

まず、力学的な腰部負担の推定について述べる。腰部負担の評価を考える場合、重量物を扱う作業の評価も行えることが望ましい。重量物を扱う作業を対象とする場合、その重さや力がかかる部位、時間などの情報を入力する必要がある。本研究では作業動作のみを計測対象としたため、力の情報は目視から手作業で作成するか、手先に荷重がかからない作業のみを取り扱った。解決方法としては、作業内容から推定する方法と、外部負荷を計測するためのセンサを追加する方法が考えられる。前者の方法は、作業により扱う重量や荷重がかかる部位が決まっている作業に対して

有効である。例として、使用する工具の重量や、運搬する荷の重量に上限が設定されている場合などが考えられる。このような作業であれば、作業分類結果から手先にかかる重量を決定することが可能である。後者の方法では、力情報を計測する圧力センサやひずみゲージなどを作業者に取り付けるため、より多様な作業に適用可能である。重量がかかる場所としては手先が考えられるが、手先にセンサを設置すると作業の妨げとなる恐れがあるため、別の方法で計測するのが望ましい。土谷らが開発したコルセット型腰部負担計測システムでは、背部の筋の硬さを計測するシステムを利用し、外部負荷の影響を加味している [43]。また吉田らは靴の中にインソール型の圧力センサを取り付け、計測値の変化から荷重の有無を推定する手法を提案している [122]。これらの手法と組み合わせることで、作業を妨げず取り扱う荷重の影響を考慮した負担の推定が可能となる。

心拍数と動作情報を用いた作業負担の推定について述べる。今回は実作業現場での計測を行ったが、一般化するには作業環境を詳細に設定し、より被験者や試行回数を増やしての検証が必要である。また、心拍数よりも詳細な情報が得られる脈波計も普及が進んでいることから、より多くの計測データと疲労状態などを紐づけることで、負担推定精度の向上が期待される。

主観的負担の作業中記録手法について述べる。本研究では、被験者別に筋活動から主観的負担を感じるタイミングの推定を行った。計測の結果、負担を感じる箇所はほとんどが背部であったため、次は負担を感じる箇所を限定し、負担の程度を発声させれば、モデルの改善が期待できる。一方で、被験者が感じた負担を正確に発声できているかの検証も必要である。これは、より単純な動作などで再現性のある負荷を与え、計測するか、筋電位以外の生理指標の計測と組み合わせることが考えられる。

(3) 作業負担計測技術の応用

本研究が提案する作業負担調査手法が社会に普及した場合に予想される効果について述べる。短期的な効果としては、作業負担を日常的にモニタリングすることで、作業者の健康管理だけでなく、作業者の体力・能力に合わせた無理のない作業スケジュールの構築が可能となる。その積み重ねにより、労災リスクの回避にもつながると考えられる。また、けがや疾病の診断時に作業負担データを活用することで、より多くのデータを基に病名の特定や治療方法の検討が可能となる。

長期的な効果としては、まず企業が労働者の健康管理に注力している、かつその効果が得られている根拠として作業負担のモニタリングデータを活用できる。これはESG投資の評価項目の一つであるほか、少子化の時代においては新たな作業者獲得に向けた企業のアピールポイントとなる。経済産業省は労働者の健康増進に取り組む企業を「健康経営優良法人」として認定する政策を行っており [123]、作業負担のモニタリングデータはその審査材料として有用である。また、作業者の健康管理は企業の持続可能性や成長につながるため、作業負担のモニタリングデータは経営においても重要な情報となりうる。

より広い視野での効果としては、作業内容と作業負担の時系列データに疾病罹患歴や健康診断のデータを組み合わせ蓄積することで、腰痛などの労働疾病の因子調

査や新たな疾病予防方法の開発につながる。それにより、新しい作業負担評価指標の作成や、従事前の作業適正の評価も可能になると予想される。また、作業負担データを数十年単位で蓄積すれば、将来起こりうるリスクの推定や、産業形態の変化が与える影響の予測に役立つと考えられる。

参考文献

- [1] 内閣府: 高齢化の現状と将来像, 令和元年度版高齢者白書 (全体版), 2019.
- [2] 国立社会保障・人口問題研究所: 日本の将来推計人口—平成 28 年, 人口問題研究資料, Vol.366, ISSN1347-5428, 2017.
- [3] 日本老年学会・日本老年医学会: 高齢者に関する定義検討ワーキンググループ 報告書, https://www.jpn-geriat-soc.or.jp/info/topics/pdf/20170410_01_01.pdf, 2017(訪問日 2019/11/29)
- [4] 豊川 勝生, 今富 裕樹, 山田 容三, 市原 恒一: 林業作業者の運動機能に関する一考察, 森林利用研究会誌, Vol.10, No.1, pp.10-20, 1995.
- [5] 梶原 康博, 大崎 紘一, 宗澤 良臣, 田口 豊郁, 江草 安彦, 緒方 正名: 高齢者の作業能力評価に関する研究, 日本経営工学会論文誌, Vol.51, No.3, pp.159-167, 2000.
- [6] 梅崎 重夫, 深谷 潔: 高年齢者の安全確保のための機器及び作業システムの開発に関する特別研究 (第 1 報) 緒論, 産業安全研究所 特別研究報告, SRR-No.13-1, pp.1-8, 1993.
- [7] 木村 文彦: 高齢者による生産活動の支援, 精密工学会誌, Vol.73, No.11, pp.1195-1199, 2007.
- [8] 永田 久雄, 李 善永, 佐々木 昭彦, 高齢社会での労働環境づくりに関する基礎的な調査, 日本建築学会計画系論文集, Vol.65, No.530, pp.87-94, 2000.
- [9] 山本 華代, 神代 雅晴, 衛藤 理砂, 藤井 敦成, 赤築 秀一郎, 鈴木 秀樹: 某製造業における腰痛と作業姿勢及び生活習慣との関係, 産業衛生学雑誌, Vol.46, No.3, pp.78-88, 2004.
- [10] A. Minematsu: Understanding and Prevention of low Back Pain in Care Workers, *Journal of Japanese Physical Therapy Association*, Vol.10, No.1, pp.27-31, 2007.
- [11] 厚生労働省: 平成 28 年 国民生活基礎調査の概要, 政策統括官付参事官付世帯統計室, <https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/k-tyosa/k-tyosa16/index.html>, 2016(訪問日 2019/11/29).
- [12] 厚生労働省: 職場における腰痛予防対策指針の改訂及びその普及に関する検討会報告書, https://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r98520000034et4-att/2r98520000034mu2_1.pdf, 2013 (訪問日 2019/11/29).

- [13] 松平 浩, 町田 秀人, 内田 毅, 小西 宏昭, 三好 光太: 仕事に支障をきたす非特異的腰痛の危険因子の検討, 日本職業・災害医学会会誌, Vol.57, No.1, pp.5–10, 2009.
- [14] 厚生労働省: 職場における腰痛予防対策指針及び対策 別添資料,
<https://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r98520000034et4-att/2r98520000034mtc-1.pdf> , 2013 (訪問日 2019/11/29).
- [15] 中央労働災害防止協会: 高年齢労働者の活躍促進のための安全衛生対策–先進企業の取り組み事例集–, 2017.
- [16] 谷 直道, 樋口 善之, 太田 雅規, 赤津 順一, 神代 雅晴: 職場体操が運動機能に与えた影響～職場体操導入前後の運動機能テストと質問紙調査から～, 産業衛生学雑誌, Vol.60, No.4, pp.85–93, 2018.
- [17] O. Karhu, P. Kansi and I. Kuorinka: Correcting working postures in industry: A practical method for analysis, *Applied Ergonomics*, Vol.8, No.4, pp.199–201, 1977.
- [18] L. McAtamney and E. N. Corlett: RULA: a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders, *Applied Ergonomics*, Vol.24, No.2, pp.91–99, 1993.
- [19] T. R. Waters, V. P-Anderson, A. Garg and L. J. Fine: Revised NIOSH equation for the design and evaluation of manual lifting tasks, *Ergonomics*, Vol.36, No.7, pp.749–776, 1993.
- [20] 伊津見 一彦, 門脇 正典, 梶原 康博, 滝 聖子, 瀬尾 明彦: 作業姿勢計画支援装置に関する研究, 日本経営工学会論文誌, Vol.63, No.4, pp.236–244, 2013.
- [21] Y. Huang, M. Kaufmann, E. Aksan, M. J. Black, O. Hilliges and G. Pons-Moll: Deep Inertial Poser: Learning to Reconstruct Human Pose from Sparse Inertial Measurements in Real Time, *ACM Transactions on Graphics*, Vol.37, No.6, pp.185:1–185:15, 2018.
- [22] X. Yun, C. Aparicio, E. R. Bachmann and R. B. McGhee: Implementation and Experimental Results of a Quaternion-Based Kalman Filter for Human Body Motion Tracking, in *Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.317–322, 2005.
- [23] R. Mahony, T. Hamel and J. M. Pflimlin: Nonlinear Complementary Filters on the Special Orthogonal Group, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.53, No.5, pp.1203–1218, 2008.
- [24] 廣瀬 圭, 土岐 仁, 近藤 亜希子: スキーヤーの関節角度・滑走速度計測によるスキー・ターンの運動解析に関する研究, スポーツ産業学研究, Vol.22, No.1, pp. 1–8, 2012.
- [25] 辻村 裕次, 埜田 和史, 北原 照代: ブドウ果房管理作業における負担の実態, 日本農村医学会雑誌, Vol.60, No.1, pp.1–17, 2011.

- [26] 野村 茂: 農業従事者の労働負担と健康管理に関する研究, 日本農村医学会雑誌, Vol.45, No.3, pp.162–163, 1996.
- [27] 村田 厚生: 心拍変動性指標によるメンタルワークロードの測定, 人間工学, Vol.28, No.2, pp.91–98, 1992.
- [28] 下野 太海, 大須賀 美恵子, 寺下 裕美: 心拍・呼吸・血圧を用いた緊張・単調作業ストレスの評価手法の検討, 人間工学, Vol.34, No.3, pp.107–115, 1998.
- [29] D. Giles, N. Draper, and W. Neil: Validity of the Polar V800 heart rate monitor to measure RR intervals at rest, *European journal of applied physiology*, Vol.116, No.3, pp.563–571, 2016.
- [30] 川西 奈保子, 小笠原 隆行, 中島 寛, 塚田 信吾: 着るだけで生体情報計測を可能とする機能素材 hitoe の開発及び実用化, 電子情報通信学会 通信ソサイエティマガジン, Vol.11, No.1, pp.17–23, 2017.
- [31] 西條 富美代: 姿勢と動作—作業姿勢と負担—, 理学療法科学, Vol.10, No.3, pp.127–134, 1995.
- [32] Alf L. Nachemson: The lumbar spine an orthopaedic challenge, *Spine*, Vol.1, pp.59–71, 1976.
- [33] 但野 茂, 石川 博将, 伊東 学, 金田 清志: 生体内椎間板矢状面に生じるひずみ分布, 日本機械学会論文集 A 編, Vol.57, No.537, pp.182–187, 1991.
- [34] 芝田 京子, 井上 喜雄, 岩田 祥孝, 片川 準也, 藤井 涼: 腰椎系における椎間板負荷の非侵襲的な推定法, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.78, No.791, pp.2483–2495, 2012.
- [35] 瀬尾 明彦, 近藤 雄二, 日下 幸則: 腰部負担軽減のための作業再設計支援ソフト, 産業衛生学雑誌, Vol.40, pp.349, 1998.
- [36] 瀬尾 明彦: 産業現場における作業負担の計測と評価に関する研究, 産業衛生学雑誌, Vol.41, pp.150–151, 1999.
- [37] 宮寄 朋浩, 片岡 正登: イチゴ栽培システムにおける作業姿勢に基づく農作業の労働負荷測定および評価法の確立, 長崎県総合農林試験場研究報告 (農業部門), Vol.30, pp.30–39, 2004.
- [38] 西内 信之, 鈴木 拓真, 山中 仁寛: ブースティングを用いた作業姿勢評価システムの開発, 日本経営工学会論文誌, Vol.62, No.2, pp.51–58, 2011.
- [39] 小出 勲夫: 労働衛生と人間工学, 人間工学, Vol.26, No.1, pp.21–24, 1990
- [40] T. Iritani, I. Koide and Y. Sugimoto: Strategy for Health and Safety Management at an Automobile Company, *Industrial Health*, Vol.35, No.2, pp.249–258, 1997.
- [41] 久田 修義, 太田 一郎: 働く人を中心に位置付けた自動車組立ラインの開発, オペレーションズ・リサーチ, Vol.42, No.2, pp.72–76, 1997.

- [42] 福井 裕, 川野 常夫: 慣性式モーションセンサによる作業中の腰部負担データの蓄積と可視化, 人間工学, Vol.52(Supplement), pp.416–417, 2016.
- [43] Y. Tsuchiya, T. Kusaka and T. Tanaka: Calibration method for lumbosacral dimensions in wearable sensor system of lumbar alignment, *Proceedings of 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.3909-3912, 2015.
- [44] S. L. Delp, F. C. Anderson, A. S. Arnold, P. Loan, A. Habib, C. T. John, E. Guendelman and D. G. Thelen: OpenSim: Open-source Software to Create and Analyze Dynamic Simulations of Movement, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.54, No.11, pp.1940–1950, 2007.
- [45] 大見 武弘, 山田 拓実, 江原 義弘: 変形性膝関節症患者の膝関節間力に対する股関節内転筋群の作用のシミュレーションによる検討, 日本理学療法学術大会, Vol.2012, pp.48101486–48101486, 2013.
- [46] 越野 裕太, 山中 正紀, 江沢 侑也, 石田 知也, 武田 直樹: 慢性足関節不安定性を有する者における歩行および方向転換動作時の下肢関節動態, 日本理学療法学術大会, Vol.2012, pp.48101252–48101252, 2013.
- [47] 藤原 淳, 野原 裕: Oswestry Disability Index—日本語版について—, 日本腰痛学会雑誌, Vol.15, No.1, pp.11–16, 2009.
- [48] 峯松 亮: 介護職者の腰痛事情, 日本職業・災害医学会会誌, Vol.52, No.3, pp.166–169, 2004.
- [49] 甲田 茂樹, 久繁 哲徳, 小河 孝則, 車谷 典男, 出島 牧彦, 宮北 隆志, 小寺 良成, 濱田 裕久, 中桐 伸五, 青山 英康: 看護婦の腰痛症発症に関わる職業性要因の疫学的研究, 産業医学, Vol.33, No.5, pp.410–422, 1991.
- [50] 小久保 安朗, 前沢 靖久, 古沢 修章, 内田 研造, 馬場 久敏: 看護職員の腰痛アンケート調査からみた腰痛の予防と対策, 日本腰痛学会雑誌, Vol.6, No.1, pp.52–55, 2000.
- [51] 百瀬 義人, 末永 隆次郎, 畝 博: 中高年のいちご栽培従事者における身体的疲労部位と関連作業要因, 日本農村医学会雑誌, Vol.54, No.2, pp.97–106, 2005.
- [52] 志茂 聡, 坂本 理恵, 千野 正章, 永井 正則: 高齢農業従事者における労働負担と健康に関する実態調査および新たな健康支援策の検討, ジェロントロジー研究報告, Vol.12, pp.96–101, 2014.
- [53] 甲田 茂樹, 安田 誠史, 杉原 由紀, 大原 啓志, 宇土 博, 大谷 透, 久繁 哲徳, 小河 孝則, 青山 英康: 質問紙法によるトラック運転労働者の健康問題における労働関連性の検討, 産業衛生学雑誌, Vol.42, No.1, pp.6–16, 2000.
- [54] 樋口 善之, 泉 博之, 神代 雅晴: 職場改善のための腰痛重症度評価方法, 産業保健人間工学研究, Vol.12(増補), pp.60–63, 2010.

- [55] 上田 喜敏, 伊藤 伸一, 佐藤 克也, 藤澤 正一郎: 介助作業中の腰痛調査とベッド介助負担評価: 富山県腰痛予防対策推進研修会腰痛アンケート結果から考えられるベッド介助作業負担の評価, 福祉のまちづくり研究, Vol.14, No.2, pp.A9–A17, 2012.
- [56] Z. Cao, G. Hidalgo Martinez, T. Simon, S. Wei and Y. A. Sheikh: OpenPose: Real-time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, doi: 10.1109/TPAMI.2019.2929257, 2019.
- [57] 大野 祐汰, A. Prima, 伊藤 久祥: 3次元人体姿勢推定を実現するための OpenPose の拡張, エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2017 論文集, pp.359–360, 2017.
- [58] H. Rhodin, J. Spörri, I. Katircioglu, V. Constantin, F. Meyer, E. Müller, M. Salzmann and P. Fua: Learning Monocular 3D Human Pose Estimation from Multi-view Images, *Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.8437–8446, 2018.
- [59] C. Chen and D. Ramanan: 3D Human Pose Estimation = 2D Pose Estimation + Matching, *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.5759–5767, 2017.
- [60] D. Roetenberg, H. Luinge, and P. Slycke: Xsens MVN: Full 6DOF human motion tracking using miniature inertial sensors, Xsens Motion Technologies BV, Technical Report, pp.1–10, 2009.
- [61] Noitom, Perception Neuron by Noitom, <https://neuronmocap.com/> (訪問日 2019/11/28).
- [62] A. J. Baerveldt and R. Klang: A Low-cost and Low-weight Attitude Estimation System for an Autonomous Helicopter, in *Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Intelligent Engineering Systems*, pp.391–395, 1997.
- [63] A. Jensen, C. Coopmans and Y. Q. Chen: Basics and guidelines of complementary filters for small UAS navigation, in *Proceedings of International Conference on Unmanned Aircraft Systems*, pp.500–507, 2013.
- [64] 杉原 知道, 舩屋 賢, 山本 元司: 三次元高精度姿勢推定のための慣性センサの線形・非線形特性分離に基づいた相補フィルタ, 日本ロボット学会誌, Vol.31, No.3, pp.251–262, 2013.
- [65] W. T. Higgins: A Comparison of Complementary and Kalman Filtering, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.AES-11, No.3, pp.321–325, 1975.

- [66] 舩屋 賢, 杉原 知道, 山本 元司: 姿勢推定のための相補フィルタとカルマンフィルタの精度に関する比較考察, 第 17 回ロボティクスシンポジウム予稿集, Vol.17, pp.116–121, 2012.
- [67] T. Maruyama, M. Tada, A. Sawatome and Y. Endo,: Constraint-Based Real-Time Full-Body Motion-Capture Using Inertial Measurement Units, *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp.4298–4303, 2018.
- [68] Y. Fujimori, Y. Ohmura, T. Harada and Y. Kuniyoshi: Wearable motion capture suit with full-body tactile sensors, *Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.3186–3193, 2009.
- [69] T. Helten, M. Müller, H. Seidel and C. Theobalt: Real-Time Body Tracking with One Depth Camera and Inertial Sensors, *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.1105–1112, 2013.
- [70] T. von. Marcard, G. Pons-Moll and B. Rosenhahn: Human Pose Estimation from Video and IMUs, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.38, No.8, pp.1533–1547, 2016.
- [71] 金出 武雄, 持丸 正明: デジタルヒューマン, システム/制御/情報, Vol.46, No.8, pp.453–458, 2002.
- [72] The Visible Human Project,
https://www.nlm.nih.gov/research/visible/visible_human.html
(訪問日 2019/11/28).
- [73] X. G. Xu, T. C. Chao and A. Bozkurt : VIP-Man: An image-based whole-body adult male model constructed from color photographs of the Visible Human Project for multi-particle Monte Carlo calculations, *Health Physics Society*, Vol.78, No.5, pp.476–86, 2000.
- [74] J. W. Massey and A. E. Yilmaz: AustinMan and AustinWoman: High-fidelity, anatomical voxel models developed from the VHP color images, *Proceedings of 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.3346–3349, 2016.
- [75] 長岡 智明, 櫻井 清子, 国枝 悦夫, 渡辺 聡一, 本間 寛之, 鈴木 保, 河川 光正, 酒本 勝之, 小川 幸次, 此川 公紀, 久保田 勝巳, 金 鳳洙, 多氣 昌生, 山中 幸雄, 渡辺 敏: 日本人成人男女の平均体型を有する全身数値モデルの開発, 医用電子と生体工学, Vol.40, No.4, pp.239–246, 2002.
- [76] T. Nagaoka and S. Watanabe: Development of Voxel Models Adjusted to ICRP Reference Children and Their Whole-Body Averaged SARs for Whole-Body Exposure to Electromagnetic Fields From 10 MHz to 6 GHz, in *IEEE Access*, Vol.7, pp.135909–135916, 2019.

- [77] 河内 まき子, 持丸 正明: AIST 人体寸法データベース, 産業技術総合研究所 H16PRO 287, 2005.
- [78] K. M. Robinette, H. Daanen and E. Paquet: The CAESAR project: a 3-D surface anthropometry survey, *Proceedings of Second International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling*, pp.380–386, 1999.
- [79] 川村 貞夫編: 身体運動とロボティクス, コロナ社, 2019.
- [80] 松井 俊浩, 金出 武雄: デジタルヒューマン技術による人間システムのモデル化, 計測と制御, Vol.45, No.12, pp.993–998, 2006.
- [81] 長谷 和徳: SIMM, ARMO, AnyBody による動作解析, バイオメカニズム学会誌, Vol.33, No.3, pp.205–211, 2009.
- [82] 持丸 正明: ユーザビリティ評価のための人体構造・機能モデル Dhaiba, 日本 AEM 学会誌, Vol.13, No.3, pp.215–220, 2005.
- [83] J. Rasmussen, M. Damsgaard, E. Surma, S. Christensen, M. de Zee, and V. Vondrak: AnyBody - a software system for ergonomic optimization, *Proceedings of Fifth World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2003.
- [84] A. Murai, K. Yamane and Y. Nakamura: Modeling and Identifying the Somatic Reflex Network of the Human Neuromuscular System, *Proceedings of 2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.2717–2721, 2007.
- [85] A. Rajagopal, C. L. Dembia, M. S. DeMers, D. D. Delp, J. L. Hicks and S. L. Delp: Full-Body Musculoskeletal Model for Muscle-Driven Simulation of Human Gait, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol.63, No.10, pp.2068–2079, 2016.
- [86] J. Yang, J. H. Kim, K. Abdel-Malek, T. Marler, S. Beck and G. R. Kopp: A new digital human environment and assessment of vehicle interior design, *Computer-Aided Design*, Vol.39, No.7, pp.548–558, 2007.
- [87] K. Jung, O. Kwon and H. You: Development of a digital human model generation method for ergonomic design in virtual environment, *International Journal of Industrial Ergonomics*, Vol.39, Issue 5, pp.744–478, 2009.
- [88] L. Fritzsche: Ergonomics risk assessment with digital human models in car assembly: Simulation versus real life, *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries*, Vol.20, Issue4, pp.287–299, 2010.
- [89] Y. Imamura, T. Tanaka, Y. Suzuki, K. Takizawa and M. Yamanaka: Motion-Based-Design of Elastic Material for Passive Assistive Device Using Musculoskeletal Model, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.23, No.6, pp.978–990, 2011.

- [90] K. Kitamura, Y. Nishida, N. Matsumoto, Y. Motomura, T. Yamanaka, and H. Mizoguchi: Development of Infant Behavior Simulator: Modeling Grasping Achievement Based on Developmental Behavior Model and Environmental Interest Induction Model, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.17, No.6, pp.705-716, 2005.
- [91] 堂前 幸康, 多田 充徳, 谷川 民生: サイバーフィジカルシステムと人・機械協調, 日本ロボット学会誌, Vol.37, No.8, pp.683-686, 2019.
- [92] Y. Endo, M. Tada and M. Mochimaru: Dhaiba: Development of Virtual Ergonomic Assessment System with Human Models, *Proceedings of the 3rd International Digital Human Modeling Symposium*, Paper #58, 2014.
- [93] R. Nohara, Y. Endo, A. Murai, H. Takemura, M. Kouchi and M. Tada: Multiple Regression based Imputation for Individualizing Template Human Model from a Small Number of Measured Dimensions, *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.2188-2193, 2016.
- [94] 久澤 大輝, 金井 理, 伊達 宏昭, 多田 充徳, 宮田 なつき, 遠藤 維: デブスカメラを用いたデジタルヒューマンモデルの実時間教示システム, 精密工学会北海道支部学術講演会論文集, pp.61-62, 2014.
- [95] 齋木 拓也, 山本 元司: 体幹と脚の運動に関する慣性センサ情報を用いた日常生活動作推定手法の検討 — 階段昇降動作のオンライン推定 —, 2013 年日本機械学会ロボティクスメカトロニクス部門学術講演会, pp.1P1-R11, 2013.
- [96] 大和 秀彰, 古田 貴之, 富山 健: 外乱に対して頑強で大域的漸近安定なジャイロバイアス誤差の推定・除去による三次元姿勢推定, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.77, No.776, pp.1441-1453, 2011.
- [97] E. Chang-Siu, M. Tomizuka and K. Kong: Time-Varying Complementary Filtering for Attitude Estimation, in *Proceedings of the 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.2474-2480, 2011.
- [98] 矢田部 学: クォータニオン計算便利ノート, MSS 技報, Vol.18, pp.29-34, 2007.
- [99] W. Kong, S. Sessa, M. Zecca and A. Takanishi: Anatomical Calibration through Post-Processing of Standard Motion Tests Data, *Sensors 2016*, Vol.16, No.12, <https://doi.org/10.3390/s16122011>, 2016.
- [100] P. Picerno, A. Cereatti and A. Cappozzo: A. Joint kinematics estimate using wearable inertial and magnetic sensing modules, *Gait & Posture*, Vol.28, pp.588-595, 2008.
- [101] T. Seel, J. Raisch, T. Schauer: IMU-Based Joint Angle Measurement for Gait Analysis, *Sensors 2014*, Vol.14, pp.6891-6909, 2014.

-
- [102] S. Miyajima, T. Tanaka, Y. Imamura and T. Kusaka: Lumbar Joint Torque Estimation Based on Simplified Motion Measurement Using Multiple Inertial Sensors, *Proceedings of 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.6716–6719, 2015.
 - [103] L. Bao and S. S. Intille: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, *Pervasive Computing*, pp.1–17, 2004.
 - [104] Y. Omae, Y. Kon, M. Kobayashi, K. Sakai, A. Shionoya, H. Takahashi, T. Akiduki, K. Nakai, N. Ezaki, Y. Sakurai, and C. Miyaji: Swimming Style Classification Based on Ensemble Learning and Adaptive Feature Value by Using Inertial Measurement Unit, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol.21, No.4, pp.616–631, 2017.
 - [105] C. Cortes and V. Vapnik: Support-Vector Networks *Machine Learning*, Vol.20, No.3, pp.273–297, 1995.
 - [106] A. Blum and P. Langley: Selection of Relevant Features in Machine Learning, *Artificial intelligence 97*, pp.245–271, 1997.
 - [107] Ö. Uncu and I. B. Türkşen: A novel feature selection approach: Combining feature wrappers and filters, *Information Science 177*, pp.449–466, 2007.
 - [108] R. Kohavi and G. H. John: Wrappers for feature subset selection, *Artificial intelligence 97*, pp.273–324, 1997.
 - [109] G. H. John, R. Kohavi and K. Pfleger: Irrelevant Features and the Subset Selection Problem, *Proceedings of the 11th International Conf. on Machine Learning*, pp.121–129, 1994.
 - [110] Y. Omae and H. Takahashi: Feature Selection Algorithm Considering Trial and Individual Differences for Machine Learning of Human Activity Recognition, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol.21, No.5, pp.813–824, 2017.
 - [111] B. Fish, A. Khan, N. Hajj Chehade, C. Chien and G. Pottie: Feature selection based on mutual information for human activity recognition, *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp.1729–1732, 2012.
 - [112] Y. Endo, N. Miyata, M. Tada, M. Kouchi and M. Mochimaru: Reconstruction of Skin Surface Models for Individual Subjects, *Advances in Applied Human Modeling and Simulation*, CRC Press, pp.392–400, 2012.
 - [113] 山田 憲嗣: 介護ロボットの現状と課題, *日本老年医学会雑誌*, Vol.52, pp.322–327, 2015.

- [114] 佐藤 帆紡, 川畑 共良, 田中 文英, 山海 嘉之: ロボットスーツ HAL による移乗介助動作の支援, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.76, No.762, pp.227–235, 2010.
- [115] 久米 洋平, 塚田 将平, 河上 日出生: 離床アシストロボット “リショーン Plus” の安全技術開発, 日本機械学会論文集, Vol.85, No.869, pp.18-00344, <https://doi.org/10.1299/transjsme.18-00344>, 2019.
- [116] 橋元 裕紀, 宮島 沙織, 田中 孝之, 泉 博之, 島 圭介, 迎田 隆幸: 介護作業自動認識に向けた計測システムと模擬介護作業の設計, 第 51 回 SICE 北海道支部学術講演会, pp.61–62, 2019.
- [117] 多田 充徳: 現場における運動計測・介入のための無線センサ・ディスプレイモジュール, 第 19 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.418–422, 2018.
- [118] 島 圭介, 迎田 隆幸, 田中 孝之, 宮島 沙織, 橋元 裕紀, 谷 直道, 泉 博之: ウェアラブル慣性センサと隠れセミマルコフモデルに基づく介護記録自動化システム, 第 20 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.1180–1182, 2019.
- [119] T. Mukaeda, K. Shima, S. Miyajima, Y. Hashimoto, T. Tanaka, N. Tani and H. Izumi: Development of an anomaly detection method with a novel hidden semi-Markov model incorporating unlearned states, *Proceedings of 2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp.1270–1275, 2020.
- [120] J. Z. Liu, R. W. Brow and G. H. Yue: A dynamical model of muscle activation, fatigue, and recovery, *Biophysical Journal*, Vol.82, No.5, pp.2344–2359, 2002.
- [121] 速水 則行, 田中 英一, 山本 創太, 武内 浩樹: 運動単位タイプの疲労耐性の違いを考慮した筋疲労のモデル化, バイオメカニズム学会誌, Vol.18, pp.23–34, 2006.
- [122] 吉田 道拓, 土谷 圭央, 田中 孝之, 日下 聖: 身体負担計測を目的とする簡易インソール型足底反力センサの試作, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, pp.2P2-K02, 2017.
- [123] 経済産業省: 健康経営優良法人認定制度, https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/healthcare/kenkoukeiei_yuryouhouzin.html (訪問日 2019/12/19).

謝辞

本論文は、筆者が北海道大学大学院情報科学研究科システム情報科学専攻博士後期課程において行った研究をまとめたものです。論文執筆にあたり、大変多くの方々からご指導、ご協力をいただきました。この場を借りて改めて御礼申し上げます。

同専攻の宮田 なつき 客員教授，多田 充徳 客員教授，持丸 正明 客員教授におかれましては，修士課程からの5年間にわたりご指導を賜り，本論文の細部にわたりご助言を頂きました。また，産総研臨海副都心センターにおいてインターンシップとして研究に携わる機会をいただき，大変貴重な経験を積むことができました。心より深謝申し上げます。

田中 孝之 准教授におかれましては，学士課程4年次から6年間にわたりご指導を研究のご指導を賜りました。研究に関するご助言を頂いただけではなく，企業や機関との共同研究や実現場での実験，軽労化研究会への参加，国内外での学会発表など，様々な経験を積ませていただき，研究者への道を歩むことができました。心より深謝申し上げます。

金子 俊一 教授におかれましては，ミーティングにおいて研究に関するご助言を頂き，また研究者としての心がけについて多くのご指導を賜りました。厚く御礼申し上げます。

同専攻の五十嵐 一 教授，小笠原 悟司 教授，小野里 雅彦 教授，金井 理 教授，北 裕幸 教授，近野 敦 教授，山下 裕 教授，情報理工学専攻の工藤 峰一 教授には，学位授与審議委員として論文の審査をしていただきました。ここに感謝の意を表します。金井教授におかれましては，産総研との連携講座に所属したことにより，大変お世話になりました。近野教授，工藤教授におかれましては，本大学の全学教育科目である情報学のTA・TFに携わった際にも，大変お世話になりました。厚く御礼申し上げます。

横浜国立大学理工学部数物・電子情報学科 島 圭介 准教授，迎田 隆幸 学振特別研究員には，本論文の第4章の介護作業認識実験において資料を提供していただくとともに，実験への協力と有力なご助言を賜りました。厚く御礼を申し上げます。

産業医科大学産業生態科学研究所 泉 博之 准教授には，産業衛生や運動生理学からのご助言や，実際の作業現場における実験に携わる機会をいただきました。厚く御礼を申し上げます。

株式会社スマートサポートの鈴木 善人 代表取締役をはじめ，様々な企業・施設の方々には，実際の現場において計測を行う機会をいただきました。この場を借りて，再度御礼申し上げます。

インターンシップでお邪魔させていただきました産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン研究チームの研究者，学生，スタッフの方々には，研究に関するご助言だけではなく，実験の補助や被験者としてもご協力いただき，誠にとお世話になりました。ありがとうございました。

本専攻ヒューマンセントリック工学研究室のスタッフである松下 昭彦 助教，吉川 美紀 秘書，途中 雅恵 秘書におかれましては事務手続きや実験設備等に関して様々なサポート

をしていただき、大変お世話になりました。皆様に心より感謝申し上げます。また同研究室の先輩・後輩の方々には実験へご協力頂いたうえ、常日頃からご助言や励ましをいただき、誠に感謝しております。同期の橋本君は修士課程から5年間、松田君は博士後期課程から3年の間、共に研究を行ってきました。2人がいてくれて、とても心強かったです。本当にありがとうございました。研究室の皆さまのおかげで、とても楽しく充実した大学院生活を送ることができました。

9年間にもわたる長い大学生活を支えてくださった両親には、感謝のしようもないほどお世話になりました。本当にありがとうございました。

最後に、本研究はJSPS 科研費 JP18J10703 の助成を受けました。ここに感謝の意を表します。

研究業績目録

学位関連論文

査読付き学会誌等

- (1) 宮島沙織, 田中孝之, 日下聖: 人間の動作計測精度向上を目的とした変動相補フィルタ, 計測自動制御学会論文集, Vol.53(5), pp.299–307, 2017 年 5 月 18 日.
- (2) S. Miyajima, T. Tanaka, N. Miyata, M. Tada, M. Mochimaru, and H. Izumi: Feature Selection for Work Recognition and Working Motion Measurement, Journal of Robotics and Mechatronics, Vol.30 (5), pp.706–716, 2018 年 10 月 20 日.

学会誌等

- (1) 宮島沙織, 田中孝之, 泉博之, 宮田なつき, 多田充徳, 持丸正明: 作業中における負担感と作業動作の同時計測, 産業保健人間工学研究, Vol.19 (増補), p39-42, 2017 年 9 月 5 日

査読付き国際会議プロシーディングス

- (1) Saori Miyajima, Takayuki Tanaka, Yumeko Imamura, Takashi Kusaka: Lumbar Joint Torque Estimation Based on Simplified Motion Measurement Using Multiple Inertial Sensors, *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.6716–6719, Aug. 2015, Millano.
- (2) Saori Miyajima, Natsuki Miyata, Mistunori Tada, Takayuki Tanaka, Masaaki Mochimaru: Optimal Arrangement of Inertial Sensors for Workload Estimation Using Digital Human Model Based on Body Surface Deformation Analysis, *Advances in Physical Ergonomics and Human Factors: Proceedings of the AHFE 2016 International Conference on Physical Ergonomics and Human Factors*, pp.483–494, July, 2016, Florida.
- (3) Saori Miyajima, Natsuki Miyata, Mistunori Tada, Takayuki Tanaka, and Masaaki Mochimaru: Optimal Arrangement of Inertial Sensors on a Motion Measurement Suit for On-site Working Posture Assessment, *5th International Digital Human Modeling Symposium*, DHM-017FP, Jun. 2017, Bonn.

- (4) Saori Miyajima, Y.Hashimoto, T.Tanaka, N.Miyata, M.Tada, and M.Mochimaru: Minimal Inertial Sensor Placement for Work Recognition and Working Posture Assessment, *2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp.391–395, Jan. 2019, Paris.

学術講演

- (1) 宮島沙織, 田中孝之, 今村由芽子, 日下聖, 若杉素秋: OWAS 法による作業負担計測のための複数慣性センサを用いた姿勢認識, 第 15 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.1580–1584, Dec. 2014, 東京.
- (2) 宮島沙織, 田中孝之, 今村由芽子, 日下聖, 若杉素秋: 複数慣性センサを用いた動作計測に基づく作業負担評価手法のフィールド実験, 第 47 回計測自動制御学会北海道支部学術講演会, Mar. 2015, 札幌.
- (3) 宮島沙織, 田中孝之, 今村由芽子, 日下聖: 慣性センサを用いた動作計測に基づくアシスト器具の補助効果シミュレーション, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2015, 1P1-W05, May, 2015, 京都.
- (4) 宮島沙織, 田中孝之, 宮田なつき, 多田充徳, 持丸正明: デジタルヒューマンモデルを用いた作業負担推定のための体表面形状解析に基づく慣性センサ最適配置, 第 21 回ロボティクスシンポジウム, pp.350–355, Mar. 2016, 長崎.
- (5) 宮島沙織, 田中孝之, 泉博之, 宮田なつき, 多田充徳, 持丸正明: 心拍数変動と身体負荷を用いた作業負担推定, 日本人間工学会第 57 回大会, pp.234–235, Jun, 2016, 津.
- (6) 宮島沙織, 宮田なつき, 田中孝之, 多田充徳, 持丸正明: デジタルヒューマンモデルを用いた動作計測用慣性センサの最適配置, 第 17 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.2014–2019, Dec. 2016, 札幌.
- (7) 宮島沙織, 田中孝之, 宮田なつき, 多田充徳, 持丸正明: デジタルヒューマンモデルを用いた作業負担計測用慣性センサスーツの設計, 第 49 回計測自動制御学会北海道支部学術講演会, pp.101–104, Feb. 2017, 札幌.
- (8) 宮島沙織, 下山慧, 田中孝之, 泉博之, 宮田なつき: 姿勢コードを用いた作業認識支援手法, 第 18 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp.3004–3006, Dec. 2017, 仙台.
- (9) 宮島沙織, 田中 孝之, 宮田なつき, 多田 充徳, 持丸 正明: 作業負担評価と作業分類自動化のための動作計測用慣性センサ配置検討, 精密工学会 2018 年度秋季大会, pp.690–691, Sep. 2018, 函館.