

移動に伴う動作モニタリングに基づく  
認知・運動特性の推定に関する研究

2019年 3月

伊勢崎 隆司

移動に伴う動作モニタリングに基づく  
認知・運動特性の推定に関する研究

伊勢崎 隆司

システム情報工学研究科

筑波大学

2019年 3月

# 目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景	1
1.1.1	日常生活における人の移動	1
1.1.2	移動困難	2
1.1.3	知覚と移動困難の関連性	2
1.1.4	認知と移動困難の関連性	2
1.1.5	運動と移動困難の関連性	4
1.1.6	従来方法論の課題	4
1.2	目的	5
1.3	本論文の構成	7
第 2 章	提案方法論	9
2.1	移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定	9
2.2	対象とする認知・運動特性	10
2.2.1	移動に伴う動作モニタリングに基づく認知特性推定	10
2.2.2	移動に伴う動作モニタリングに基づく全身運動特性推定	10
2.2.3	移動に伴う動作モニタリングに基づく局所的運動特性推定	11
2.2.4	関連する移動困難	12
第 3 章	動作モニタリングに基づく移動環境に対する認知特性推定	13
3.1	背景	13
3.1.1	車椅子利用者の認知特性評価手法	13
3.1.2	車椅子利用者の認知特性評価における課題	15
3.2	提案手法	15
3.2.1	慣性情報と心拍情報を用いた特徴量算出	15
3.2.2	Random Forest を用いた乗り心地スコア推定	19
3.3	提案手法の有効性検証実験	20

3.3.1	実験手順	20
3.3.2	実験環境における乗り心地スコアの差異検証	24
3.3.3	乗り心地スコアの推定精度検証	25
3.3.4	特徴量の重要度分析	27
3.3.5	設問ごとの重要特徴量分析	30
<b>第4章</b>	<b>歩行者の動作モニタリングに基づく全身運動特性推定</b>	<b>33</b>
4.1	背景	33
4.1.1	運動評価手法	33
4.1.2	運動評価手法の課題	34
4.2	提案手法	35
4.2.1	推定対象	35
4.2.2	計測情報	35
4.2.3	推定方法	35
4.3	TUG 推定精度検証実験	37
4.3.1	TUG テストの時間推定精度検証	38
4.3.2	TUG テスト時間の推定におけるセンサ情報の重要度分析	41
<b>第5章</b>	<b>歩行者の動作モニタリングに基づく局所的運動特性推定</b>	<b>45</b>
5.1	背景	45
5.1.1	筋活動の成り立ちと計測方法	45
5.1.2	対象とする筋肉と特徴量	46
5.1.3	動作モニタリングにおける表面筋電図計測の課題	46
5.2	提案手法	47
5.2.1	遠位筋電信号を計測する靴下の構成	47
5.2.2	電極位置と電極数の設計	49
5.2.3	電極サイズの設計	51
5.2.4	遠位筋電信号に基づく筋活動推定	53
5.3	筋活動推定精度検証実験	56
5.3.1	絶対平均値の誤差検証	58
5.3.2	推定モデルの依存性検証	61
5.3.3	筋活動推定の精度検証	62
<b>第6章</b>	<b>考察</b>	<b>65</b>
6.1	第3章の考察	65
6.1.1	動作モニタリングに基づく認知特性推定	65

---

6.1.2	認知特性の性質 . . . . .	66
6.1.3	認知特性推定に寄与する特徴量 . . . . .	66
6.1.4	本技術の適用可能性 . . . . .	68
6.1.5	課題 . . . . .	68
6.2	第 4 章の考察 . . . . .	69
6.2.1	動作モニタリングに基づく全身運動特性推定 . . . . .	69
6.2.2	TUG テスト時間の推定に寄与する特徴量 . . . . .	69
6.2.3	本技術の適用可能性 . . . . .	70
6.2.4	課題 . . . . .	71
6.3	第 5 章の考察 . . . . .	72
6.3.1	動作モニタリングに基づく局所的運動特性推定 . . . . .	72
6.3.2	遠位筋電信号処理 . . . . .	72
6.3.3	本技術の適用可能性 . . . . .	73
6.3.4	課題 . . . . .	74
6.4	全体の考察 . . . . .	75
第 7 章	結論	79
	謝辞	93
付録 A	電極数と電極位置の組み合わせにおける対象筋に対する推定値の相関係数と中央相関係数	97
付録 B	通過周波数帯域幅に基づく絶対平均値推定精度比較	101



# 目次

1.1	移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の概要 . . . . .	6
3.1	提案手法のコンセプト . . . . .	15
3.2	実験環境 . . . . .	21
3.3	実験風景 . . . . .	21
3.4	慣性情報の軸設定 . . . . .	22
3.5	計測信号の例 . . . . .	25
3.6	コースごとの被験者の平均乗り心地スコア . . . . .	26
3.7	コースごとの3試行目と1試行目のスコアの差 . . . . .	27
3.8	コース毎の推定精度比較 . . . . .	28
3.9	乗り心地スコア推定における各特徴量の平均重要度 . . . . .	29
3.10	設問ごとの重要特徴量分析結果 . . . . .	31
4.1	TUG テスト . . . . .	34
4.2	実験環境 . . . . .	38
4.3	センサ配置の例 . . . . .	39
4.4	計測信号の例 . . . . .	40
4.5	推定 TUG 時間と実測 TUG 時間の関係性 . . . . .	41
4.6	3 cm と 8 cm の異なる条件における TUG テスト時間の推定誤差 . . . . .	42
4.7	段差踏破前と後の加速度・角速度の重要度比較 . . . . .	43
4.8	身体部位の重要度比較 . . . . .	44
5.1	対象筋肉より伝搬する遠位筋電信号に基づく下肢筋活動推定システム： 筋電ソックスのコンセプト . . . . .	47
5.2	右の下肢における電極設置の例 . . . . .	48
5.3	電極数と電極位置に基づく実測値と推定値の相関係数の結果 . . . . .	50

---

5.4	導電布を用いた電極. 右側: 肌に接する面. 左側: 金属スナップを通じ て電位信号が計測される. . . . .	51
5.5	左図: 遠位筋電信号を計測するための筋電ソックスの構成. 右図: 筋電 ソックスの着用例. . . . .	52
5.6	右足における電極設置位置 $A_0 - A_4$ は提案手法の位置 . . . . .	52
5.7	信号処理の流れ . . . . .	54
5.8	実験風景 . . . . .	57
5.9	絶対平均値の実測値と推定値について全被験者の平均値 . . . . .	60
5.10	しきい値に基づく筋活動の時空間解析 . . . . .	62
6.1	移動困難の予防に向けた動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定 . . . . .	75



# 表目次

3.1	慣性特徴量 . . . . .	17
3.2	HRV 特徴量 . . . . .	18
3.3	乗り心地スコア算出用質問表 . . . . .	22
3.4	乗り心地推定結果の相関係数 . . . . .	27
5.1	対象筋肉とラベルの関係性 . . . . .	48
5.2	電極サイズの条件ごとの実測値と推定値の相関係数 . . . . .	53
5.3	提案手法とベースラインの誤差の中央値 [mV] の比較 (** $p < 0.01$ ) . . .	59
5.4	各歩行条件における提案手法の中央値 (* $p < 0.05$ , ** $p < 0.01$ ) . . . . .	59
5.5	前半データと後半データそれぞれを学習データに用いて算出した推定誤差の中央値 . . . . .	62
5.6	提案手法による実測値に対する推定値の筋活動の時間精度の中央値 . . .	63
5.7	提案手法による実測値に対する推定値の筋活動の空間精度の中央値 . . .	64
A.1	電極数と電極位置の組み合わせにおける対象筋に対する推定値の相関係数と中央相関係数 . . . . .	98
B.1	通過周波数帯域の幅に基づく絶対平均値推定精度の比較 . . . . .	102



# 第 1 章

## 序論

### 1.1 背景

#### 1.1.1 日常生活における人の移動

移動は、ある場所から他の場所へと位置を変えることを指す。日常生活においては、ある部屋から他の部屋への移動といった屋内移動と、ある建物からある建物への移動といった屋外移動が存在する。移動が生じる理由としては、ある 2 つの空間における価値の差が生じている場合と、移動行為自体が目的になる場合の 2 つに大別できる。前者は、例えば、「家において寝るためにリビングから寝室に移動する」行為が該当する。「寝る」行為の観点でリビングと寝室の価値を考えた際に、価値が高い空間に移動する。後者については、「運動不足だから散歩する」行為が該当する。特定の空間の間の価値の差ではなく、移動者本人の別の価値観で導き出された行為である。

移動が持つ効果は、移動の結果として特定の価値を享受できることにある。移動者がある場所から他の場所へと位置を変えることで、特定の活動・行為が可能もしくは容易になる。移動行為そのものが与える身体機能の増強についても移動行為の効果となる。また本人の意思で身体運動や車椅子などのモビリティ操作によって成立する自律的な移動については、自律的に移動すること自体が本人の認知に作用し、移動者の移動以外の活動における能動性にも正の影響があるという副次的な効果についても報告されている [1]。

移動形態は多様化してきている。近年、着座位状態での移動が可能な WHILL 社の WHILL や HONDA 社の UNI-CAB といった複数車輪で構成されるパーソナルモビリティのプロダクト化が進んでいる。このようなパーソナルモビリティは、ショッピングセンターや観光地において長時間の歩行が負担であるユーザに対してレンタルとして提供するサービスが提案されている。車椅子が無ければ少しの移動も困難であるようなユーザだけでなく、多少の移動では問題ないが長時間の歩行では負担となるユーザも対象に含まれ

ることを 1 要因に対象ユーザ数が拡大している。このような背景を踏まえると、車椅子のようなモビリティを利用するシーンは今後増えてくると想定される。

認知科学的な運動制御の考え方に基づけば、選択された移動手段の中で歩行や車椅子といった移動者の自律的な移動においては、移動者の様々な感覚器官で計測する感覚情報を神経系を通じて脳に伝達する「知覚」と、伝達された感覚情報と人の経験等に基づく意思決定を通じて運動制御方略を決定する「認知」と、決定した方略に基づいて脳から神経系を通じて各筋肉の働きに作用する「運動」のフェーズが存在する [2]。

### 1.1.2 移動困難

移動は日常生活において無数に存在するため、安全性が最も重要であると考えられる。日常生活においては様々な要因によって安全な移動が不可能もしくは困難な事例がある。代表例として転倒がある。転倒が発生する場合においては、身体損傷を伴う可能性があり、移動が不可能もしくは困難になる。本論文ではこのような移動者の移動を妨げる障壁の総称を「移動困難」と呼ぶ。移動困難を生じさせる要因としては、上述した移動における運動制御のプロセス、「知覚」、「認知」、「運動」のいずれか、もしくは複数において問題が生じていると考えられる。各プロセスにおける人がもつ能力・性質を本論文では知覚特性、認知特性、運動特性と呼ぶ。

### 1.1.3 知覚と移動困難の関連性

知覚は、外界の環境を把握するための視覚と聴覚は重要な感覚器の一つである。本研究では知覚特性は感覚器の感度を指す。一般的に知覚特性の変化については補助具を用いた改善が一般的である。例えば、軽度の視覚や聴覚機能の低下といったであれば、眼鏡や補聴器といった補助具を用いることで移動困難は解消される。移動困難に関わる重要な知覚特性として平衡感覚が挙げられる。平衡感覚は生体が運動している時や重力に対して傾いた状態にあるときに知覚する働きであり、移動における姿勢制御や重心移動に重要な役割を持つ。平衡感覚に問題が生じてくると、めまいや平衡機能障害が発生する。岩崎らは、微弱な電流を耳の後ろに貼付した電極を通じて流すことで両側前庭障害患者のバランス機能の改善を確認している [3]。知覚特性は認知特性や運動特性に内在するため、本研究では知覚特性が内在する認知・運動特性を対象として考える [4]。

### 1.1.4 認知と移動困難の関連性

運動制御における認知とは、各感覚器官から伝達された感覚情報を処理し、人の経験等に基づいて意思決定を行い運動制御方略を決定するフェーズを指す。本研究において認知

特性とは、移動者が環境に対する印象、判断の能力、情報に注意する能力、自身の経験の想起の能力、筋活動の制御方略の能力などの移動に関わる認知的な機能の性質を指すこととする。移動困難に関わる認知としては、注意機能の低下が転倒要因の一つであることが示されている [5]。したがって、注意機能の低下を防ぐ試みは移動困難の予防において重要であると考えられる。注意機能の低下が転倒要因である理由としては、安全な移動の実現のためには環境や身体の状態を絶えず把握する必要があるが、その能力が欠如することになると考えられる。

快感情が注意の範囲と思考行動の領域を広げるという Broaden-and-build 理論の仮説が提唱されている [6]。Fredrickson らは 104 人の大学生を用いて検証を行った結果、仮説通り、快感情においては平常時に対して注意の範囲と思考行動の領域が広くなることが確認された [7]。上記知見に基づいて考えると、移動環境が移動者に与える認知負荷が、周囲の情報収集の移動困難に関わると考えられる。認知特性に関わる移動困難としては、環境が移動者に与える認知負荷が挙げられる [8, 9]。北林らは、歩行者の移動経路計画において歩行環境要素が歩行者の認知負荷へ与える影響の分析を行っており、歩行環境中の歩行者数と環境の混雑度が歩行者のストレスに影響を与えることを明らかにしている [10, 8]。小松らは、心理的ストレス環境下における運動パフォーマンスの評価を行っている [9]。上記のように、移動環境要素が移動者の認知負荷に与える影響は安全な移動や移動前の移動経路計画において重要である。

また、注意機能と運動機能の関係性についても相関性が報告されている。Trail Making Test(TMT) は視覚注意、視覚探索と視覚運動協調性の評価方法として発展してきたもので、高次の注意機能を反映する検査である [11]。「1~25」の数字が不規則に配置されている用紙 (partA) と「1~13」の数字と「あ~し」の平仮名が配置されている用紙 (partB) を用いて、できるだけ早くかつ正確に数字を順に線で結ぶ際の時間を測定する。広田らの報告によると、 $\Delta TMT(\Delta TMT = \text{partB} - \text{partA})$  が不良な群については TUG と握力、最大歩行速度、階段昇降、障害物歩行の成績が有意に低かった [12]。

移動者の注意を誘導することで移動困難を予防する事例については、パーキンソン病患者に対して視覚刺激もしくは聴覚刺激である Rhythmic Auditory Stimulation (RAS) を用いる方法がある [13, 14]。パーキンソン病は脳内の神経伝達物質のドパミンが不足することで、指令がうまく伝わらなくなる症状を指す [15]。Ferrarin らの報告によれば、重度のパーキンソン病患者については視覚刺激を通じて注意誘導が生じ、結果として歩行支援が可能である [13]。

### 1.1.5 運動と移動困難の関連性

運動は脳からの制御指令に基づいて個々の筋肉が緊張・脱力の活動に起因して、骨格や関節の位置・角度の変動によって生じる身体変動である。本論文において運動特性とはこのような身体変動の能力・性質を指す。種々の筋活動に基づく身体変動については、個々の筋肉の収縮から始まり、複数の筋活動に基づいて骨格位置や角度が変動し、結果として身体全体において変動が生じる。運動特性と身体変動における個々の筋肉の活動の性質、複数の筋肉の協調的な活動を通じた骨格や関節の変動の性質や身体全体の変動の性質を表す。したがって、それぞれに対する計測方法と用途が存在する。

移動困難に関わる運動特性は各筋肉の状態と複数筋の活動に伴う骨格や関節変動の状態がある。個々の筋肉において対象となる性質として筋肉量が挙げられる。筋肉量の低下は加齢に伴って筋肉を構成する筋線維の数が減少し、さらに筋線維が萎縮してしまうことにより生じる [16]。このような筋肉量の計測については、コンピュータ断層撮影 (Computed tomography) [17] や磁気共鳴画像法 (Magnetic resonance imaging) [18], 二重エネルギー X 線吸収測定法 (Dual energy X-ray absorptiometry) [19] がある。各筋肉の状態の評価については、加齢や疾患により生じる骨格筋量と骨格筋力の低下の総称として「サルコペニア」という表現が広く使われる [20]。サルコペニアに関連する状態として、高齢者が筋力や活動が低下している虚弱状態のことを Fried らが「フレイル」と提唱している [21]。

移動困難に関わる複数筋の活動に伴う骨格や関節変動の状態の一つに足関節の底背屈がある。Kemoun らは過去 1 年間に転倒が生じなかった 54 名の健常高齢者に対して歩容解析を実施した [22]。実験開始から 1 年の間において日常生活で転倒が発生した被験者について詳細に解析を実施した結果、年齢には有意差は無かった一方で遊脚期における足関節の底背屈においては有意差が認められた。歩行パラメータについては、歩数や歩行速度、歩幅、遊脚相、立脚相、踵接地などがあり、歩行パラメータと転倒リスクの関係性も徐々に明らかになってきている [23, 24]。例えば、Timed Up and Go (TUG) テストについては、テストにかかる時間が 13.5 秒を超えると転倒リスクが向上するという報告がある [25, 26, 27]。

### 1.1.6 従来方法論の課題

移動困難の予防において重要なことは移動困難に関わる認知・運動特性の変化の早期検出であると考えられている [21, 28, 29]。認知・運動特性は加齢、運動習慣、不慮の事故等によって変化するため、早期検出を実現するためには日常的な計測が必要となる。従来方

法論においては、特定のタスクやテストにて顕在化する認知・運動特性に対して評価を行うのが一般的である。例えば、移動環境が移動者に与える心的負荷についてはアンケート項目への回答を通じた評価がある [30]、歩行機能については起立、往路歩行、方向転換、復路歩行、着座にかかる時間の計測を通じた評価がある [31, 32]。このような特定のタスクやテストは、特別な計測環境が必要、計測補助者が必要、計測対象者の回答が必要などの性質を持っているため、日常的に計測をし続けるには適さない。一方で、移動時の認知・運動特性は日常生活での移動における心身や運動に内在するものであることがわかってきている。松本らはストレスは心拍変動特徴量に表出すると報告している [33]。堀は筋活動は筋線維の収縮・脱力に起因する活動であるが、筋線維の収縮・脱力は筋線維の脱分極・再分極によって生じるため、この電位変化を表面筋電図として計測することが可能であると述べている [34]。また、複数の筋肉の協調活動に基づいて各関節の位置・角度運動が生じる。このような運動については加速度情報や角速度情報を用いて計測が可能である [35]。

## 1.2 目的

従来研究の知見に鑑み、移動に伴う生理的情報や物理的情報を観測し、分析をすることで日常的に認知特性や運動特性の把握が可能になると考えられる。本研究では人の移動動作から、心的負荷や運動機能低下といった移動に伴う認知・運動特性を推定できるかどうかを研究課題として設定する。本研究課題に基づき、本研究では移動時に計測される生理的情報や物理的情報の観測・分析を「移動に伴う動作モニタリング」と称することとし、移動に伴う動作モニタリングに基づいて移動時の認知・運動特性を推定する方法論の実現を研究目的とする。

移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の方法論の実現可能性を評価するため、認知特性と運動特性のそれぞれにおいて実装、評価実験を行う。運動特性は全身運動と局所的運動に大別できるため、認知特性、全身運動特性、局所的運動特性の3特性を対象とした。各特性を網羅的に評価することで、本研究目的の各特性における実現可能性の評価が可能となる。本研究目的に基づき、具体的な推定対象とする認知・運動特性は、移動に伴う動作モニタリングと関わりのある認知・運動特性を選定し、認知特性は心的負荷、全身運動特性は歩行評価（TUG）、局所的運動特性は下肢の筋活動とした。心的負荷は注意機能の低下に関わるという従来研究の知見に基づく、心的負荷を日常的に計測することで移動困難である注意機能の低下の検出に繋がることを期待される。TUGテストや下肢の筋活動といった運動特性は運動機能の低下の検出に繋がることを期待される。図 1.1にて本研究で取り扱う移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の概要を示す。

移動困難と認知特性、運動特性の関係性に関しては、医学、身体運動学、工学などの様々

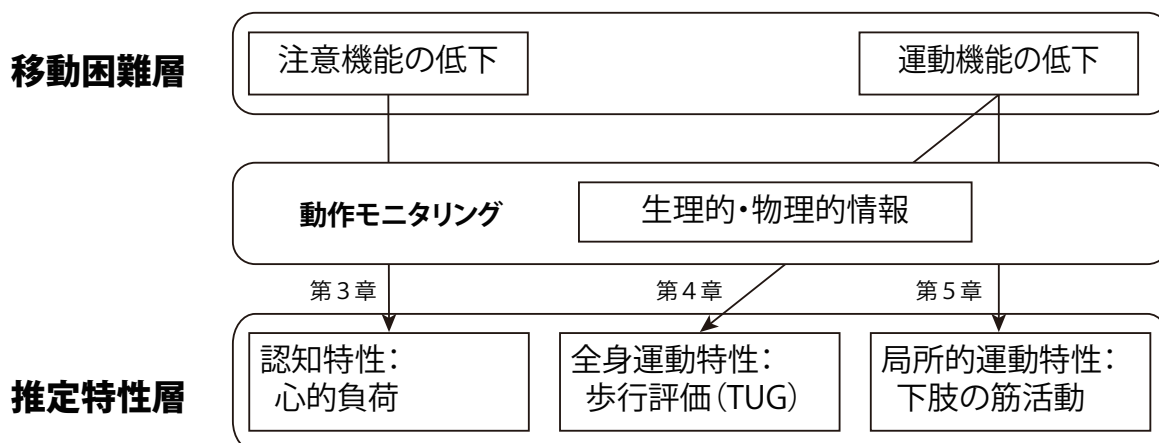


図 1.1 移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の概要

な領域にて長年に渡り研究が行われている。例えば, Timed Up and Go テストについてはカットオフ値 13.5 秒を超えると歩行機能が低下状態にあり転倒リスクが向上するなど, 複数の関係性が明らかになってきている [25, 26, 27]. 移動困難に関連する移動者の認知特性, 運動特性は明らかになってきている一方で, 認知特性・運動特性と移動に伴う動作モニタリングで得られる計測情報との関係性については十分明らかであるとは言い難い。したがって, 認知・運動特性の推定を日常生活における移動に伴う動作モニタリングを用いる方法論においては, 動作モニタリングで計測・分析する生理的・物理的情報と認知・運動特性の関係性を明確にする必要がある。

移動時の動作モニタリングにおける計測の容易性は重要な観点である。加速度センサや角速度センサについては, 小型化が進んでおり計測者の装着は容易性は高まっている [36]. また, 心拍情報計測についても, 着衣型や腕装着型の計測機器が商用可されており, 計測の容易性は向上してきている [37, 36]. 表面筋電図に基づく解析は筋活動の詳細な把握が可能であり, 認知・運動特性の推定に寄与する可能性が高いと考えられる。しかしながら, 表面筋電図のような生理的情報については電極設置位置において解剖学的知見が必要であり, 計測の容易性が高いとは言い難い。移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定技術の方法論の実現においては, 動作モニタリングで得られる計測情報と認知・運動特性の関係性を明確化すること, 日常生活での動作モニタリングを可能とする計測方法の提案が必要である。以上より, 本研究が対象とする日常生活での移動において, 移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定技術の要件は下記 2 点とする。

- 移動時の動作モニタリングで得られる生理的情報, 物理的情報と認知・運動特性の関係性の明確化
- 日常生活での動作モニタリングを可能とする計測方法の提案



## 1.3 本論文の構成

本論文では、移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の方法論を提案方法論として第2章にて述べる。移動時に計測される生理的情報と物理的情報と関わりのある認知特性と運動特性を推定対象として設定する。運動特性については、個々の筋活動を対象とする局所的運動特性と複数筋肉の活動による全身運動特性の2つに分類できる。認知特性、全身運動特性、局所的運動特性推定の評価を通じて、提案方法論の実現可能性と制限について述べる。

第3では、移動に伴う動作モニタリングに基づいて移動環境に対する認知特性推定についての信号処理手法及び検証実験について述べる。第4章にて、移動に伴う動作モニタリングに基づいて複数筋肉の活動による身体運動を対象とする全身運動特性の推定について、信号処理手法及び検証実験について述べる。第5章にて、移動に伴う動作モニタリングに基づいて個々の筋肉の活動状態を対象とする局所的運動特性の推定について信号処理手法及び検証実験について述べる。第6章では、第3, 4, 5で得られた検証実験の結果から移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の実現のための信号処理やセンサ構成に関する考察について述べ、第7にて結論と今後の展望を述べる。



## 第 2 章

# 提案方法論

### 2.1 移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定

本研究では日常的に移動時の認知・運動特性を推定するために移動時の動作モニタリングに基づく手法を方法論として提案する。移動時の動作モニタリングで生理的・物理的情報  $\mathbf{s}$  を計測する。計測した生理的・物理的情報  $\mathbf{s}$  を用いて、下式のように特徴量  $\mathbf{x}$  を算出する。

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{s}) \quad (2.1)$$

関数  $f$  は特徴量算出関数であり、計測情報ごとに異なる算出関数を割り当てる。特徴量  $\mathbf{x}$  に基づいて認知・運動特性  $c$  を下式のように算出する。

$$c = g(\mathbf{x}) \quad (2.2)$$

関数  $g$  は動作モニタリングで計測する情報や推定対象となる認知・運動特性によって異なる算出関数を割り当てる。事前に認知・運動特性  $c$  と特徴量  $\mathbf{x}$  のペアを学習セットとして用意し、関数  $g$  を機械学習的手法に基づいて構築する。従来方法論は特定のタスクやテストの実施を通じて認知・運動特性  $c$  を取得している実情に対して、本提案方法論は計測情報  $\mathbf{s}$  から算出した特徴量  $\mathbf{x}$  に基づいて認知・運動特性  $c$  を推定している点で異なる。本提案方法論を認知特性、全身運動特性、局所的運動特性の 3 特性の実装を通じて実現可能性や制限を評価する。

## 2.2 対象とする認知・運動特性

### 2.2.1 移動に伴う動作モニタリングに基づく認知特性推定

移動に伴う動作モニタリングと関わりのある認知特性としては、移動者が移動環境から受ける心的負荷が挙げられる。移動者が環境から受ける心的負荷の推定については、北林らは歩行者を対象として心拍変動情報を用いて検討を行っている [10]。歩行者については、環境中の歩行者の量が多いほどストレスを感じるという結果を報告している。このような結果の理由としては、歩行者の量に応じて心理的な圧迫感が増加している可能性が考えられる。本研究では、多様化する移動形態の背景に鑑みて、歩行者で得られている知見を元に車椅子利用者における移動者が環境から受ける心的負荷の推定手法を実装する。

車椅子利用時における環境から受ける心的負荷については「乗り心地」として評価される例が複数ある。乗り心地に影響を与える要因として路面の凹凸などの路面状態が対象となっている [30][38]。歩行者で行われている研究と同様に、路面の乱雑さという物理的な性質だけでなく歩行者の量などの心理的な影響も考慮する必要があると考える。心理的な影響については心拍の変動情報との関係性が報告されている [33]。したがって、車椅子利用者の乗り心地を推定するための動作モニタリングにおける計測情報としては物理的情報と生理的情報を用いることとする。環境から受ける心的負荷については環境中を走行している際に最も物理的情報・生理的情報に表出すると考えられるため、推定対象となる環境における走行をモニタリング対象とする。

### 2.2.2 移動に伴う動作モニタリングに基づく全身運動特性推定

運動特性は上述したように、複数の筋肉の活動によって生じる骨格や関節の位置、角度で構成される全身運動特性と、個々の筋肉の収縮・脱力といった詳細な活動状態で構成される局所的運動特性の2つが考えられる。全身運動特性については、握力測定、閉眼片足立ち、Timed Up and Go (TUG) テスト、5m 通常歩行が厚生労働省の介護マニュアルに挙げられている [39]。移動に伴う動作モニタリングと関わりのある全身運動特性としては、TUG テストで表される歩行評価がある [25]。TUG テストは椅子への着座姿勢の状態から立ち上がり、3m 先の目印を回って再び椅子に座るまでの時間を測定するテストであり、歩行速度調整や姿勢制御、歩幅調整など転倒に関わる様々な運動要素が含まれている。TUG テストと同様の歩行速度調整や姿勢制御、歩幅調整が発生する日常生活の移動をモニタリング対象とすることで、TUG テストの時間を推定する手法を実装する。

転倒との関係が報告されている TUG テストについては、TUG テストの計測を自動化する検討が複数行われている [40, 41]。従来研究では、加速度・角速度情報に基づく身体運

動の計測を通じた計測と、深度カメラに用いた環境中の位置変動に基づく計測が行われている。これらの研究で共通しているのは、センサの差異はあるが運動中の身体部位の変動の性質に着目している点である。本研究では身体部位の変動の性質を把握するために加速度情報・角速度情報を採用する。Duboisらは深度カメラを用いて、計測対象者にはセンサを設置しない方式を採ったが、本研究の想定適用シーンとして日常生活における動作モニタリングであるため、環境中にセンサを設置することは想定外である。

TUG テストの計測については検査の性質上、着座姿勢の状態から立ち上がり、3m 先の目印を回って再び椅子に座る動作をする必要がある。しかしながら、TUG テストで実施する動作・環境は日常生活においては必ず発生する動作では無い、そして発生したとしても何らかの干渉や中断が入ることも想定される。したがって、モニタリング対象とする動作については、日常的に発生する運動の中から同様の身体負荷が生じる運動を選定する必要がある。Chenらの報告によると、障害物の段差踏破においては高齢者は歩行速度が低下する、歩幅が短縮するなど、若年者と異なる歩行パターンとなることがわかっている [42]。また、障害物の段差踏破における足の軌跡などは加齢に伴って変化することも報告されており、このような運動と転倒との関係性についても議論されている [43]。すなわち、段差踏破における運動は加齢に伴って運動内容が変動すると共に、その変動は転倒との関係していることが示唆されている。したがって障害物の段差踏破をモニタリング対象の動作とする。

### 2.2.3 移動に伴う動作モニタリングに基づく局所的運動特性推定

移動に伴う動作モニタリングと関わりのある局所的運動特性としては、下肢の筋活動を対象とする。下肢の筋活動は足の底背屈を担う筋肉であり、足関節戦略 (Ankle strategy) によって微細な姿勢制御を行うために重要である [44]。また、歩行において遊脚が接地する際の背屈が適切に行えないと転倒のリスクが上昇する [22]。下肢の筋活動計測は表面筋電図を用いる手法が一般的であるが、電極設置の手間は解剖学的な知見が必要であるため日常的に一般利用者が計測するには困難である。本研究では日常生活での利用を想定し、利用負担の低減を目指して着衣型の表面筋電図計測システムに着目する。着衣型の電極は、着衣の着圧を利用して計測面に接着することとなる。安定した電極設置の実現においては、電極が設置されている領域の着圧を高くする手法と、電極面積を広域化して常時肌に接するような形式が考えられる。前者については、表面筋電図計測のように個々の筋肉の筋腹に電極を設置する方式の場合、高着圧な領域が大きく着用が困難になるという課題がある。後者については、表面筋電図は対象とする筋肉から外れると異なる筋肉の表面筋電図を計測してしまう可能性があるため、個々の筋活動を計測するには適さない。

本研究では表面筋電図の伝搬特性に基づく下肢の筋活動推定に着目する。表面筋電図は筋線維と神経軸索の結合部で発生した分極・脱分極反応を筋腹付近の皮膚表面にて計測す

ることを指すが、分極・脱分極反応は連鎖的に発生して腓付近まで到達する。すなわち、腓付近においても各筋肉から伝搬してきた生体電位信号の計測は可能であると考えられる。このような腓付近まで到達した生体電位信号を「遠位筋電信号」と称し、遠位筋電信号に基づいた着衣型下肢筋活動推定技術の実装を行う。

#### 2.2.4 関連する移動困難

心的負荷は注意機能の低下に関わるという従来研究の知見に基づくと、心的負荷を日常的に計測することで移動困難である注意機能の低下の検出に繋がることが期待される [45, 7]。注意機能は高齢者の転倒の観点において移動困難の一つとして考えられている [4]。したがって、心的負荷の日常的な計測から注意機能の低下の検出が行えれば転倒などの事故が未然に防げることが期待される。TUG テストは歩行機能評価の一つとして広く用いられており、13.5 秒をカットオフ値として転倒可能性の評価まで行われている [25, 26, 27]。したがって、TUG テストを日常的に推定することで歩行機能の低下の検出が期待されるとともに、従来研究の知見に基づいて転倒可能性の観点におけるスクリーニングについても期待される。下肢の筋活動は背屈の遅れが転倒と関わり従来研究にて報告されている [22]。下肢の筋活動を日常的に推定することで、背屈の遅れを含む歩行に関わる歩行機能の低下の検出が期待される。

## 第3章

# 動作モニタリングに基づく移動環境 に対する認知特性推定

### 3.1 背景

#### 3.1.1 車椅子利用者の認知特性評価手法

車椅子等のモビリティ利用は、健常者にとっては問題の無い段差や坂も、移動時の障壁となり得る。このような移動時の障壁をバリア情報としてユーザに提示することで、ユーザの移動を支援することが可能である。例えば、国土交通省の歩行空間ネットワークを用いると、歩道の段差有無、坂の傾斜などの情報を知ることができる [46]。このバリア情報は駅や公園といった施設の施設責任者が主に収集している。しかしながら、全ての施設でバリア情報の収集が行われている訳ではないため、多くの場所で情報収集が不十分、あるいは最新の情報でないという問題がある。多くのユーザの移動を支援するためには屋外の様々な場所のバリア情報を収集されることが望ましい。

このような背景を受け、段差や坂などの物理的な路面状態をバリア情報としてクラウドソーシングにより収集する取り組みが盛んに行われている。例えば、特定非営利活動法人 PADM のみんなで作るバリアフリーマッププロジェクトは、Google インパクトチャレンジのグランプリを取るなど社会的に注目が大きい [47]。しかしながら、内閣府の障がい者基本計画にて定義されているように、“バリア”は移動可否や段差といった物理的な障壁だけでなく、圧迫感や恐怖感といった心理的な障壁も含まれる [48]。例えば、“車通りの多い道”や“走行幅の狭い道”では車いす利用者に恐怖感や緊張感を与える。“歩道と車道の間の段差”や“砂利道の振動”では車いす利用者に嫌悪感や恐怖感を与える。このような場所はユーザへの心的負荷が高い場所と考えられ、バリア情報として扱うべきである。現在取り組まれている技術では物理的な路面状況が収集対象であるため、ユーザの心的負荷

は考慮されないことが懸念される。

歩行者の移動経路計画において歩行環境要素が歩行者の心的負荷へ与える影響については、歩行環境中の歩行者数と環境の混雑度が歩行者のストレスに影響を与えることが言われている [10, 8]。安全な移動の実現において、周囲や環境への注意は移動者にとって重要であり、特に車椅子利用者においては目線が歩行者よりも低くなるため環境への注意は一層必要である。心的負荷が注意の範囲と思考行動の領域を広げるという Broaden-and-build 理論の仮説 [6] に基づけば、車椅子利用者においても環境が与える認知特性への影響は安全な移動において重要な要素である。

ユーザへの物理的影響や心理的影響を評価する指標として“乗り心地”に着目する研究が多数報告されている。劉らは、自動車走行における乗り心地の要因分析を行っている [49]。乗り心地は、空間の広さや騒音などの車内環境要因、振動強度や周波数成分などの振動刺激要因、体調や覚醒度などの生理的要因、気分や安定感などの心理的要因によって評価可能であるとし、これらの寄与率を検討した結果、振動刺激要因、生理的要因、心理的要因の3つが、乗り心地に大きく影響を与えていることを明らかにした。Zhang らは乱雑な路面状態における自家用車のサスペンションの強度によって、定性的な乗り心地が改善できることを示している [50]。澤田らは医療・福祉機関との共同研究により、車椅子走行時における乗り心地評価に関する検討を行っている [30][38]。“安定性”，“安心性”，“快適性”，“安全性”が車椅子乗車者の乗り心地の良さに係る要素であることを明らかにしている。

乗り心地に影響を及ぼすと考えられる路面状態の評価に関する研究も多数報告されている。車椅子に装着した加速度センサやユーザアンケートに基づいて路面状態を評価する試みが古くから行われている [51][52][53]。この手法を応用し、加速度・角速度センサを装着した車椅子で市街地を移動することで、移動障壁がある場所を発見しようとする試みがある [54][55][56][47]。岩澤らは SVM を用いて加速度データから段差・傾斜の有無を推定している [54]。隅田らは加速度変化から車椅子の角度を計算し、これに基づいて段差・傾斜の有無と大きさを推定している [55]。桑原らは加速度データを k 近傍法で分析して平坦・傾斜などの路面状態を 85 % の精度で推定している [56]。[47] はアルゴリズムの詳細を明らかにしていないが、加速度変化から路面の凹凸を検出するアプリケーションの開発を目指すとしている。

乗り心地に影響を及ぼすと考えられるユーザの心的負荷を推定する手法に関する研究も報告されている。これまでに生体情報を用いてユーザの心的負荷を推定する試みがあり、生体情報を用いた心的負荷の推定が一定精度にて可能である。横山らは自動車運転時の疲労感を心拍の RRI から抽出する特徴量を用いて推定している [57]。今井らは自動車運転時の眠気の大きさを心拍変動・呼吸変動・瞼開閉度・シートからの荷重変動の4つの異なるセンサを用いる手法を提案し、82.4% の精度にて推定している [58]。一方で、上記技術を車椅子利用者に適用した例は少ない。車椅子利用者は移動形態の特性に起因して、視界が



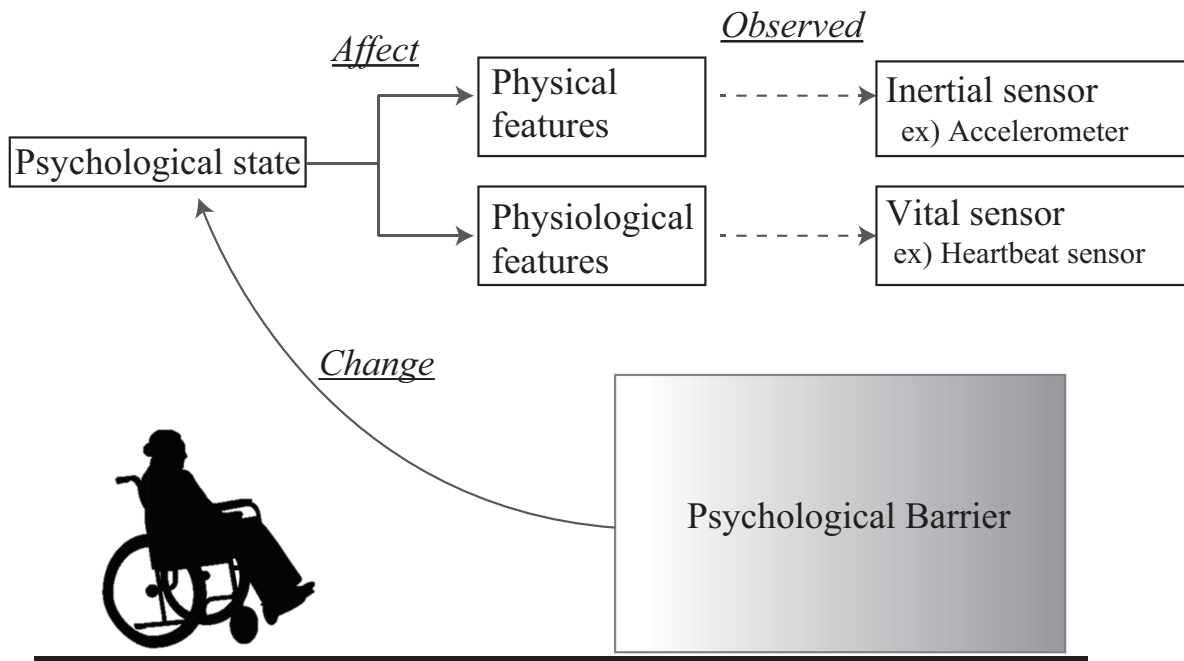


図 3.1 提案手法のコンセプト

低くなること、周囲の物体（通行人や壁）との物理的距離が近いこと、段差や凸凹道による影響が大きい等、自動車の運転手と比べて状況が大きく異なる。したがって、上記技術の適用可能性は不明瞭である。また、慣性情報と組み合わせて心的負荷を推定する試みも少ない。

### 3.1.2 車椅子利用者の認知特性評価における課題

本研究は、車椅子利用者が移動時に感じる心理的状态の度合いを心的負荷と定義し、心的負荷の収集を目指す。心的負荷の指標として澤田らの“乗り心地”があるが、安定性、安心性、快適性、安全性に関するユーザへのアンケートを通じて取得するものである。アンケートによる取得は、ユーザの主観的な評価を得るためには適しているが、実世界でユーザ負担少なく“乗り心地”を収集するのは困難である。

## 3.2 提案手法

### 3.2.1 慣性情報と心拍情報を用いた特徴量算出

本研究では、乗り心地をセンサデータから自動的に推定する手法を提案する。心理的に負荷の高い領域では車椅子利用者は操作を慎重に行ったり、緊張や恐怖感を抱くと考えら

れる。操作が慎重になるといった操作特性の変化は、車椅子の加速度や角速度の情報に表出すると考えられる。また、緊張や恐怖感といった心理的な変化は、車椅子利用者の心拍といった生体情報に表出すると考えられる。したがって本研究では、慣性情報と生体情報に基づく乗り心地推定手法を提案する。提案手法のコンセプトを図 3.1 に示す。

乗り心地推定手法は学習フェーズと推定フェーズで構成される。学習フェーズにおいては、乗り心地の度合い  $s$  と一定サンプリングレートで計測される時系列の 3 軸加速度  $\mathbf{acc}$ 、角速度  $\mathbf{gyro}$ 、RRI データ  $\mathbf{rri}$  が含まれるセンサデータベクトル  $\mathbf{d} = (s, \mathbf{acc}, \mathbf{gyro}, \mathbf{rri})$  を用いる。 $\mathbf{acc} = (\mathbf{ax}, \mathbf{ay}, \mathbf{az})$  であり、時系列の x 軸, y 軸, z 軸の加速度データをそれぞれ  $\mathbf{ax}, \mathbf{ay}, \mathbf{az}$  とする。 $\mathbf{acc}$  に対しては走行に伴う加速度成分を取得するために、初期静止状態の加速度を重力加速度として保持し、走行中は重力加速度成分を減算する。 $\mathbf{gyro} = (\mathbf{gx}, \mathbf{gy}, \mathbf{gz})$  であり、時系列の x 軸, y 軸, z 軸の角速度データをそれぞれ  $\mathbf{gx}, \mathbf{gy}, \mathbf{gz}$  とする。 $\mathbf{ax}, \mathbf{ay}, \mathbf{az}, \mathbf{gx}, \mathbf{gy}, \mathbf{gz}$  は下式のように  $l$  個のサンプルを保持している。

$$\mathbf{ax} = (ax_1, \dots, ax_l) \quad (3.1)$$

$$\mathbf{ay} = (ay_1, \dots, ay_l) \quad (3.2)$$

$$\mathbf{az} = (az_1, \dots, az_l) \quad (3.3)$$

$$\mathbf{gx} = (gx_1, \dots, gx_l) \quad (3.4)$$

$$\mathbf{gy} = (gy_1, \dots, gy_l) \quad (3.5)$$

$$\mathbf{gz} = (gz_1, \dots, gz_l) \quad (3.6)$$

心電情報は心臓の拍動にともなってパルスの形で波形に表出し、1 拍の内に P 波, Q 波, R 波, S 波, T 波が存在する。心電情報に対してピーク検出を行って R 波のタイミングを算出し、この R 波の時間間隔を時系列的に算出した RRI を得る。 $\mathbf{rri}$  は下式のように  $l$  個の RRI のサンプルを保持している。

$$\mathbf{rri} = (RRI_1, \dots, RRI_l) \quad (3.7)$$

慣性情報である x 軸加速度, y 軸加速度, z 軸加速度, x 軸角速度, y 軸角速度, z 軸角速度それぞれに対して、表 3.1 で記載する特徴量を慣性特徴量として抽出する。統計的な特徴量である (最低値, 最高値, 振幅, メディアン, 平均, 標準偏差, 分散) に加え、澤田らの知見に基づき平坦面移動時の主周波数強度である 0 から 15Hz の周波数成分に対して、1Hz 間隔の周波数強度を得る [30]。

生体情報の特徴量に関しては、 $\mathbf{rri}$  から Marek らの研究報告に基づいて表 3.2 で記載する HRV 特徴量を取得する [59]。RRI に対して周波数解析したデータのうち、低周波数成分 (LF, 0.04-0.15Hz) には交感神経の活動が反映され、高周波数成分 (HF, 0.15-0.4Hz) には交感神経の活動が反映されている。

mRR, SDNN, RMSSD, SDSD, pNN50, LF Norm, HF Norm, LFHF Ratio について

表 3.1 慣性特徴量

特徴量	説明
min	最低値
max	最大値
ptp	振幅
median	メディアン
ave	平均値
std	標準偏差
amp0-1	0-1[Hz] の周波数強度
amp1-2	1-2[Hz] の周波数強度
amp2-3	2-3[Hz] の周波数強度
amp3-4	3-4[Hz] の周波数強度
amp4-5	4-5[Hz] の周波数強度
amp5-6	5-6[Hz] の周波数強度
amp6-7	6-7[Hz] の周波数強度
amp7-8	7-8[Hz] の周波数強度
amp8-9	8-9[Hz] の周波数強度
amp9-10	9-10[Hz] の周波数強度
amp10-11	10-11[Hz] の周波数強度
amp11-12	11-12[Hz] の周波数強度
amp12-13	12-13[Hz] の周波数強度
amp13-14	13-14[Hz] の周波数強度
amp14-15	14-15[Hz] の周波数強度

は下式より求める.

$$mRR = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N RRI_n \quad (3.8)$$

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (RRI_n - mRR)^2} \quad (3.9)$$

$$RMSSDN = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} (RRI_{n+1} - RRI_n)^2} \quad (3.10)$$

表 3.2 HRV 特徴量

特徴量	説明
mRR	RRI の平均値
SDNN	RRI の標準偏差
RMSSD	隣接 RRI の差の二乗平均平方根
SDSD	隣接 RRI の差の標準偏差
pNN50	隣接 RRI の差が 50ms 以上となる割合
TotalPower	0.4Hz 以下の周波数強度
LF	0.04-0.15Hz の周波数強度
LF Norm	0.4Hz 以下の周波数強度における LF の割合
HF	0.15-0.4Hz の周波数強度
HF Norm	0.4Hz 以下の周波数強度における HF の割合
LFHF Ratio	LF と HF の比
VLF	0.04 以下の周波数強度

$$mA = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} (RRI_{i+1} - RRI_i) \quad (3.11)$$

$$SDSD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} \{(RRI_{i+1} - RRI_i) - mA\}^2 \quad (3.12)$$

$$pNN50 = \frac{\text{num}(RRI > 50)}{\text{num}(RRI)} \quad (3.13)$$

$$LFNorm = \frac{LF}{TotalPower} \quad (3.14)$$

$$HFNorm = \frac{HF}{TotalPower} \quad (3.15)$$

$$LFHF Ratio = \frac{LF}{HF} \quad (3.16)$$

**acc** と **gyro** より 126 次元の慣性特徴量が得られる。**rri** より 12 次元の HRV 特徴量が得られる。各計測データ **d** から上記 138 次元の特徴量 **x** を抽出し、各特徴量に対して平均 0, 分散 1 の正規化処理を行う。

### 3.2.2 Random Forest を用いた乗り心地スコア推定

HRV 特徴量に基づく睡眠ステージ推定 [60] や、加速度情報に基づく運動エネルギーの推定 [61] について Random Forest 手法が一定の成果を上げている。本提案手法においても Random Forest を推定手法の一つとして採用する。Random Forest は決定木を弱学習器とする集団学習アルゴリズムであり、Breiman によって提案された [62]。

本提案手法については、3 軸加速度情報と 3 軸角速度情報の計測データ慣性特徴量（次元数:126）と HRV 特徴量（次元数:12）を結合した  $l$  個の 138 次元ベクトル  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^{138}$  ( $i = 1, \dots, l$ ) と、乗り心地スコア  $c \in \mathbb{R}^l$  を元に学習サンプル集合  $S = \{\mathbf{x}_1, c_1\}, \dots, \{\mathbf{x}_l, c_l\}$  を構築する。  $\mathbb{R}^n$  は実  $n$  次元空間を表す。Random Forest は学習サンプル集合の中からランダムに重複を許してサンプリングしたトレーニングデータセットを用いて弱学習器を構築する手法である。

決定木の分岐ノード  $m$  は特徴量  $j$  としきい値  $t_m$  に基づいて各サンプルを左右に分岐する分岐関数  $\theta = (j, t_m)$  を持つ。分岐ノード  $m$  に到達したサンプル集合  $Q$  は分岐関数  $\theta$  によって右に分岐したサンプル集合  $Q_{right}(\theta)$  と左に分岐したサンプル集合  $Q_{left}(\theta)$  に下式のように分割する。

$$Q_{left}(\theta) = (\mathbf{x}, c) | \mathbf{x}^j \leq t_m \quad (3.17)$$

$$Q_{right}(\theta) = Q \setminus Q_{left}(\theta) \quad (3.18)$$

上式において、 $\mathbf{x}^j$  はサンプル  $\mathbf{x}$  における特徴量  $j$  の値を示す。分岐ノード  $m$  における不純度  $G$  は不純度関数  $H$  を元に下式にて算出する。

$$G(Q, \theta) = \frac{N_{left}}{N_m} H(Q_{left}(\theta)) + \frac{N_{right}}{N_m} H(Q_{right}(\theta)) \quad (3.19)$$

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} G(Q, \theta) \quad (3.20)$$

$N_{left}, N_{right}$  はそれぞれ左に分岐したサンプル数、右に分岐したサンプル数を表す。不純度  $G$  を最小にするパラメータ  $\theta^*$  を選択する。本提案手法における不純度関数  $H$  は下式の通り平均二乗誤差を用いた。

$$\bar{c}_m = \frac{1}{N_m} \sum_{i \in N_m} c_i \quad (3.21)$$

$$H(Q) = \frac{1}{N_m} \sum_{i \in N_m} (c_i - \bar{c}_m)^2 \quad (3.22)$$

$c_i$  は分岐ノード  $m$  におけるデータ群の中のサンプル  $i$  の乗り心地スコア値である。

分岐ノード  $m$  の重要度  $ni_m$  は下式のように算出する。

$$ni_m = w_m H(Q) - w_{left(m)} H(Q_{left}) - w_{right(m)} H(Q_{right}) \quad (3.23)$$

$w_m$  は分岐ノード  $m$  の重み,  $w_{left(m)}$  は分岐ノード  $m$  から左に分岐した分岐ノードの重み,  $w_{right(m)}$  は分岐ノード  $m$  から右に分岐した分岐ノードの重みを表す.  $Q_{left}, Q_{right}$  はそれぞれ, 分岐ノード  $m$  から左と右に分岐したサンプル集合. 特徴量  $j$  の重要度  $f_{ij}$  と正規化した重要度  $nfi_j$  は下式にて求める.

$$f_{ij} = \frac{\sum_{p \in \{node\ p\ splits\ on\ feature\ j\}} n_i^p}{\sum_{k \in \{all\ nodes\}} n_i^k} \quad (3.24)$$

$$nfi_j = \frac{f_{ij}}{\sum_{p \in \{all\ features\}} f_{ip}} \quad (3.25)$$

$\{splits\ on\ feature\ j\}$  は特徴量  $j$  を分岐する分岐ノードの集合を表す.

一つのサンプル  $\mathbf{x}$  の乗り心地スコアの推定値  $pv(\mathbf{x})$  は下式のように, 全決定木の出力値の平均値とする.

$$pv(\mathbf{x}) = \frac{1}{N_{all\ trees}} \sum_{k \in all\ trees} M_k(\mathbf{x}) \quad (3.26)$$

$N_{all\ trees}$  は決定木の数,  $M_k(\mathbf{x})$  は決定木  $k$  における  $\mathbf{x}$  の末端ノードの出力値を表す. 決定木の本数は 100 とした.

提案方法論における計測情報  $\mathbf{s}$  は本実装においては生理的情報として心拍情報, 物理的情報として慣性情報が含まれる.

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{s}) \quad (3.27)$$

関数  $f$  は特徴量算出関数であり, 本実装では生理的情報と物理的情報のそれぞれに対応する特徴量算出関数となる. 算出した HRV 特徴量と慣性特徴量を結合した  $\mathbf{x}$  に基づいて乗り心地スコア  $c$  を下式のように算出する.

$$c = g(\mathbf{x}) \quad (3.28)$$

上記における関数  $g$  は本実装では Random Forest で構築した推定モデルが該当する.

### 3.3 提案手法の有効性検証実験

#### 3.3.1 実験手順

本実験の目的は 3.2 章で提案した慣性情報と生体情報に基づく乗り心地スコア推定精度を検証することである. 提案手法と 2 つのベースライン (ベースライン 1 : 慣性情報のみを説明変数としたもの, ベースライン 2 : 心拍情報のみを説明変数としたもの) の乗り心

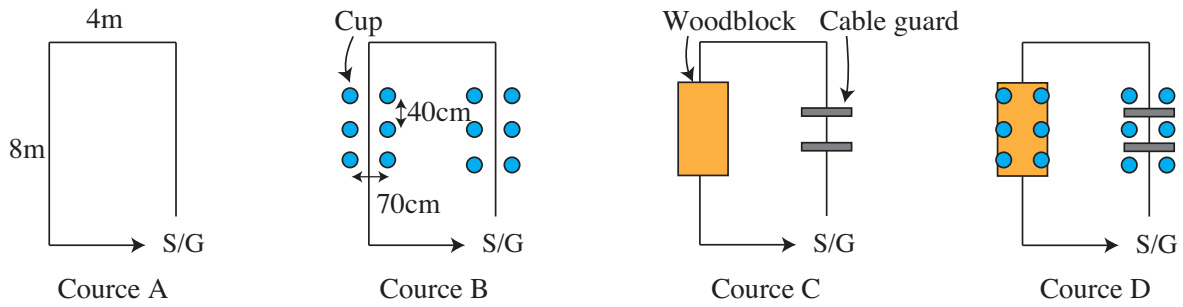


図 3.2 実験環境

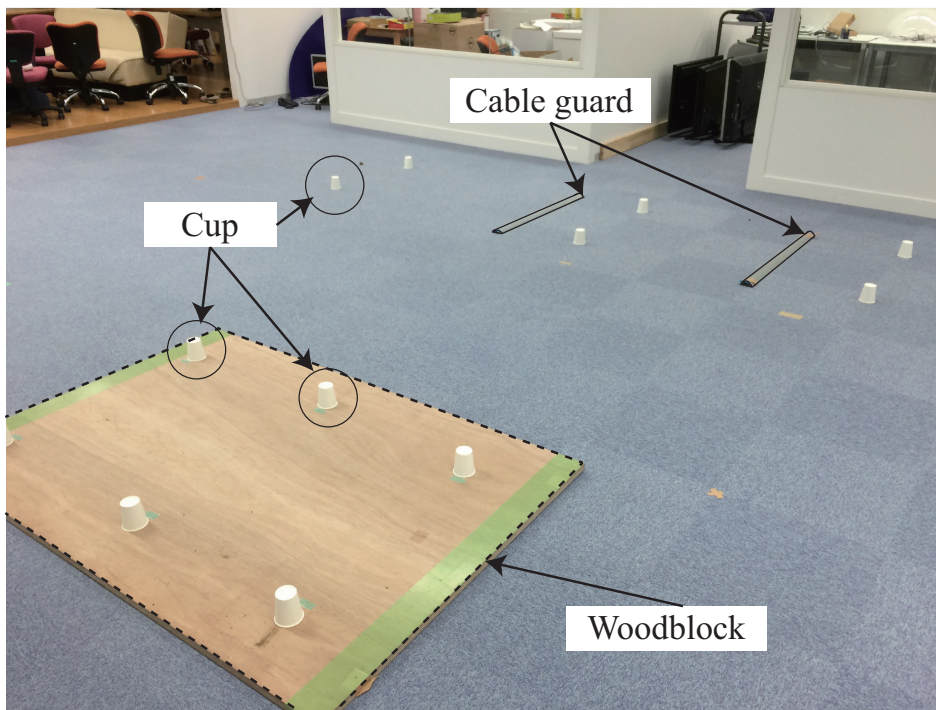


図 3.3 実験風景

地スコア推定精度を比較した。本実験では、パーソナルモビリティの利用スタイルに合わせ、常時車椅子を利用しない男性 12 名（平均年齢:28.3）に対して実験を行った。

被験者が感じる乗り心地スコアに変化が生じるように図 3.2 に示す 4 つのコースを設定した。この 4 つのコース設定にあたり、ユーザに対して心理的影響を与える走行環境を研究者間で議論した。その結果、慎重に操作すれば通れるが走行幅が極端に狭い道と、不快感や嫌悪感を与える段差などの路面状態が選出された。これは実世界では、空間が狭く慎重な操作を要するエレベータや砂利道などが例として挙げられ、物理的障壁としては検知されない物である。被験者の安全性を担保しながら走行幅を狭くする手法として、紙コップ

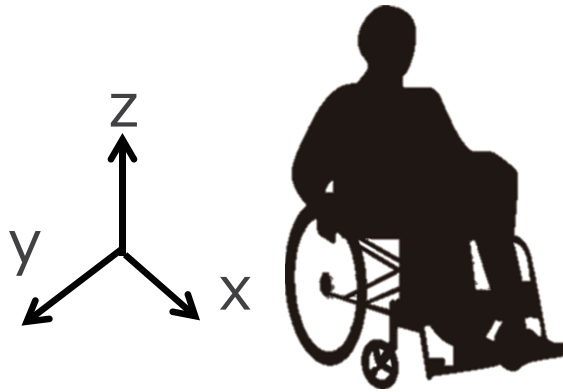


図 3.4 慣性情報の軸設定

表 3.3 乗り心地スコア算出用質問表

Number	Questionnaire
Q1	緊張せずに走行できましたか?
Q2	恐怖を感じずに走行できましたか?
Q3	危険を感じずに走行できましたか?
Q4	慎重に操作をしなくても走行できましたか?
Q5	本コースは気持ちよく走れましたか?
Q6	不快な揺れを感じずに走行できましたか?
Q7	コースを簡単・滑らかに走行できましたか?
Q8	コースを遵守できましたか?

を用いた走行幅制限を行った。コース B・D では被験者は紙コップを踏まないように走行した。不快感を与える段差として、木の板（高さ 4cm）とケーブルガード（高さ 3cm）を設定した（コース C・D）。コース B は環境による慣性情報の変動が小さく生体情報の変動が大きいコース、コース C は環境による慣性情報の変動が大きく生体情報の変動が小さいコース、コース D は環境による慣性情報と生体情報の変動が大きいコースとして考えられ、コース毎の比較を通じて提案手法の有効性検証が可能である。コース D の実験風景を図 3.3 に示す。コース B・C・D が被験者に与える心理的影響を観察するために平坦な走行環境（コース A）を設定し、計 4 コースの走行環境で実験を行った。

本実験では移動時の身体の動きに伴う心拍変動が発生しないように電動車椅子を用いることとし、WHILL（WHILL Corp.; 最高速度:6km/h; 段差乗り越え高さ:7.5cm; 長さ:89cm; 幅:60cm）を用いた。加速度と角速度のセンサデータ計測においては Xperia A（Sony; Android OS:4.2）に組み込みのセンサを用い、加速度・角速度を 30[Hz] にて計測



した。スマートフォンを電動車椅子後部に図 3.4 の軸設定となるように配置した。RRI データ計測においては、myBeat (UNION TOOL Corp.) を用いた。myBeat では 128Hz にて心電波形を計測し、被験者ごとに経験的にしきい値を定め、ピーク検出を行い RRI データを取得した。

本研究では澤田らの知見に基づき [30] “安心性”, “安全性”, “快適性”, “安定性” に関する回答を指標とする。また、本研究の推定対象に必要な心的負荷の情報を収集するために、ユーザの主観評価が最重要であると考え、本研究ではそれぞれの定義を下記とする。

- 安心性 車椅子利用者が心的負荷を感じることなく走行できることを主観的に感じる度合い
- 安全性 車椅子利用者が身体的危険を意識することなく走行できる主観的に感じる度合い
- 快適性 車椅子利用者が気持ち悪さを感じることなく走行できる主観的に感じる度合い
- 安定性 車椅子利用者が操作の困難さを意識することなく走行できることを主観的に感じる度合い

抽象的な質問では被験者間の解釈の違いが回答結果に影響を与える可能性がある。本研究では、上記 4 分類それぞれに関して個人差が生じないように具体的な質問項目を用いて回答を得る方式を採った。質問項目の生成については、研究者で上記 4 分類に基いて議論を行い、質問項目を抽出し、過不足の無いように選別を行った。例えば、“安心性” の質問を具体化して Q1 の「緊張せずに走行できましたか?」と Q2 の「恐怖を感じずに走行できましたか?」という質問項目を導出した。同様に“安全性” から Q3 と Q4、“快適性” から Q5 と Q6、“安定性” から Q7 と Q8 を導出した。本実験で用いた質問項目を表 3.3 に示す。

各被験者は各コースに対して 3 回ずつ走行し、走行終了毎に表 3.3 に示す質問票の各項目に対してリッカート尺度にて 0 から 6 (6:非常にそう思う, 0:まったくそう思わない) を回答する。各走行時の乗り心地スコア  $c$  は、(“安心性”, “安全性”, “快適性”, “安定性”) のスコア ( $C_{ease}$ ,  $C_{safety}$ ,  $C_{comfort}$ ,  $C_{stability}$ ) の平均とし、下式により求めた。なお、Q1–Q8 は各質問項目の回答値とする。

$$C_{ease} = \frac{Q1 + Q2}{2} \quad (3.29)$$

$$C_{safety} = \frac{Q3 + Q4}{2} \quad (3.30)$$

$$C_{comfort} = \frac{Q5 + Q6}{2} \quad (3.31)$$

$$C_{stability} = \frac{Q7 + Q8}{2} \quad (3.32)$$

$$c = \frac{C_{ease} + C_{safety} + C_{comfort} + C_{stability}}{4} \quad (3.33)$$

各被験者から 12 個のデータ  $\mathbf{d}$  を取得する。スタートとゴール時は車椅子停止時のデータが含まれ、模擬状況とは異なるため各データを等間隔に 3 分割し、初めと最後のデータを除外した。合計 144 個のデータ  $\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_{144}$  を得た。各データ  $\mathbf{d}$  から 3.2 章に示した特徴量  $\mathbf{x}$  を算出した。学習フェーズでは Q1 から Q8 の設問それぞれを目的変数とし、特徴量  $\mathbf{x}$  を説明変数とした推定モデルを生成する。推定した Q1–Q8 の値を用いて上式にて示す通りに推定スコア  $s$  を算出し、推定フェーズにてテストデータのスコアと推定スコアの相関を 10-fold 交差検定にて比較した。本実験では乗り心地スコア推定に寄与する特徴量の分析を行うことを考慮して、Random Forest による回帰学習を行った。実装は Python の Scikit-learn における RandomForestRegressor を利用した。上記手法にて計測したデータを用いて次の解析を行った。

### 3.3.2 実験環境における乗り心地スコアの差異検証

#### 目的

本実験で設定した 4 種の走行環境が与えた被験者の乗り心地スコアの変化を検証する。

#### 解析方法

各被験者から得られた乗り心地スコアのベクトルをコース A, コース B, コース C, コース D についてそれぞれ  $\mathbf{c}_A \in \mathbf{R}^{36}$ ,  $\mathbf{c}_B \in \mathbf{R}^{36}$ ,  $\mathbf{c}_C \in \mathbf{R}^{36}$ ,  $\mathbf{c}_D \in \mathbf{R}^{36}$  とした際に、各コースの乗り心地スコアの平均値  $\bar{c}_A, \bar{c}_B, \bar{c}_C, \bar{c}_D$  を下式にて算出する。

$$\bar{c}_A = \frac{1}{36} \sum_{c \in \mathbf{c}_A} c \quad (3.34)$$

$$\bar{c}_B = \frac{1}{36} \sum_{c \in \mathbf{c}_B} c \quad (3.35)$$

$$\bar{c}_C = \frac{1}{36} \sum_{c \in \mathbf{c}_C} c \quad (3.36)$$

$$\bar{c}_D = \frac{1}{36} \sum_{c \in \mathbf{c}_D} c \quad (3.37)$$

#### 結果

図 3.5 にてコース D における計測信号の 1 例を示す。1 行目に 3 軸の加速度情報を示し、2 行目に 3 軸の角速度情報を示し、3 行目に心拍情報である RRI 情報を示す。加速度情報より、実験環境として設定した段差が加速度情報として表出していることが確認できる。また、角速度情報より、方向転換などの回転情報が計測できていることが確認できる。RRI 情報より、走行開始時に比べて段々と RRI が低下していくことが確認できる。

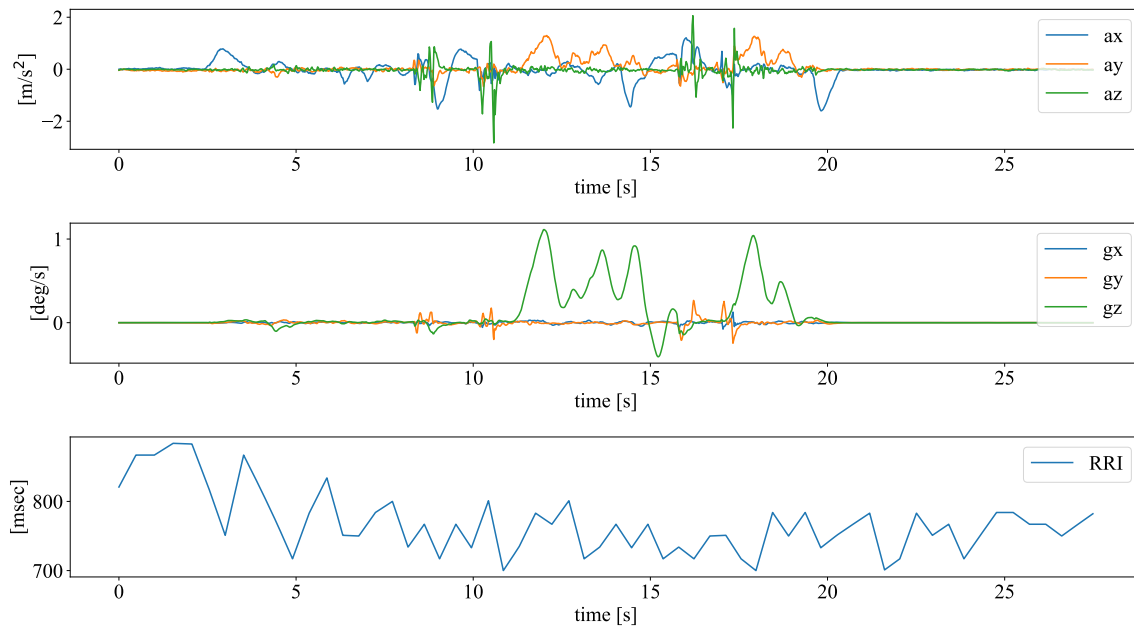


図 3.5 計測信号の例

各コースにおける被験者の平均乗り心地スコアを図 3.6 に示す。コースの種類は図 3.2 に示す通りであり、末尾の数値は試行回数の番号である。例えば、“Course C:3” はコース C の 3 試行目となる。各コース 3 試行分の平均スコアは、コース A:4.55、コース B:3.15、コース C:2.92、コース D:2.56 であった。各コースの試行毎のスコアを比較すると、試行回数が増える程スコアが上昇する結果となった。各コースの 1 試行目と 3 試行目のスコアの差分は、コース A が 0.78、コース B が 0.96、コース C が 0.80、コース D が 0.43 であった。各コースの 1 試行目のスコア群と 3 試行目のスコア群について Student の t 検定を Bonferroni 補正とともに行った結果、コース A とコース C については 1% 水準、コース B については 5% 水準にて有意な差が確認された。その結果を図 3.7 に示す。

走行幅を制限したコース B と、不快な揺れを設定したコース C は平坦なコース A に対してスコアが低下し、走行幅を制限して不快な揺れを設定したコース D はコース B, C に対してスコアが低下した。この結果より、本実験で設定した走行環境が被験者に対して心理的变化を与えていることがわかる。

### 3.3.3 乗り心地スコアの推定精度検証

#### 目的

提案手法とベースライン 1（慣性情報のみ）とベースライン 2（心拍情報のみ）の手法における乗り心地スコアの推定精度の比較を行う。

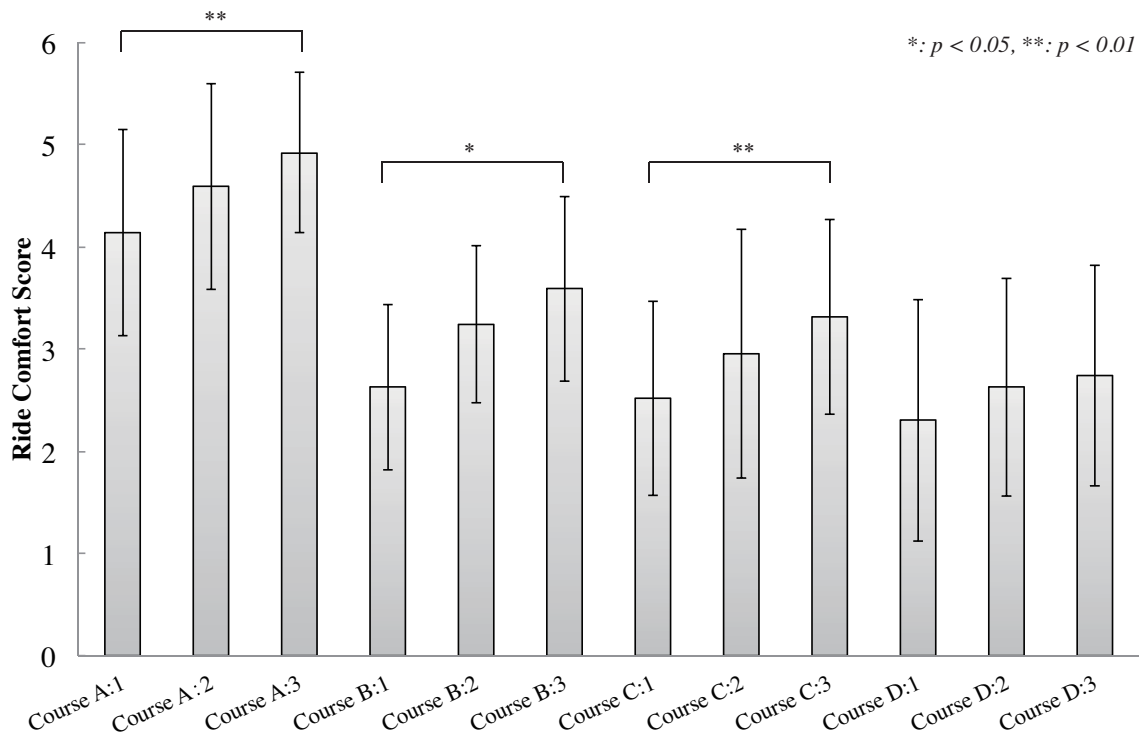


図 3.6 コースごとの被験者の平均乗り心地スコア

### 解析方法

推定精度の指標として実測値と推定値のピアソンの相関係数を用いた。理由としては、本技術の利用において、定性評価は何らかの基準に対する相対値が重要であり、絶対値の重要度は低いからである。10-fold 交差検定を行ったため、各分割時における検証データの実測値と推定値を全て結合して相関係数を算出した。ベースライン1の推定モデル構築においては、3.2.2で述べた特徴量算出において慣性特徴量  $x_{inertial}$  のみを用いて Random Forest の学習を行った。ベースライン2の推定モデル構築においては同様に HRV 特徴量  $x_{rri}$  のみを用いて Random Forest の学習を行った。精度比較は全ての走行環境を合算して算出した相関係数に基づく比較と、コースごとの相関係数に基づく比較の2つを実施した。

### 結果

表 3.4 に示すように、提案手法の相関係数が 0.737、ベースライン1の相関係数が 0.698、ベースライン2の相関係数が 0.556 であった。相関係数は順序尺度であること、そして対

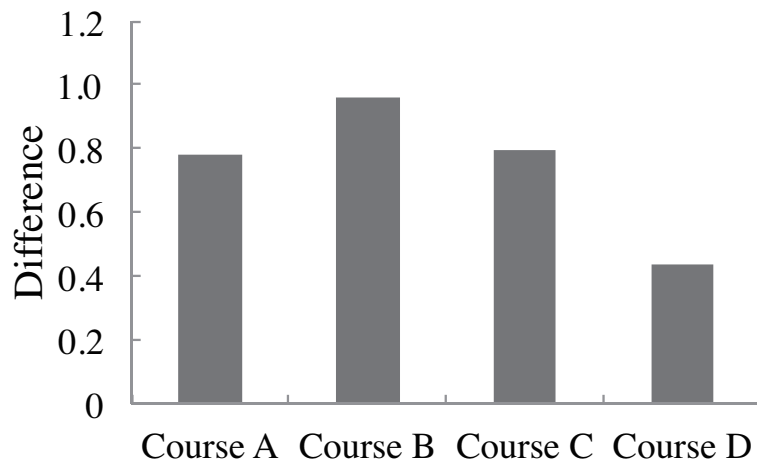


図 3.7 コースごとの 3 試行目と 1 試行目のスコアの差

表 3.4 乗り心地推定結果の相関係数

提案手法	ベースライン 1	ベースライン 2
0.737	0.698	0.556

応のあるデータ群を用いていることから符号検定による検定を実施した。提案手法の相関係数をベースライン 1, 2 のそれぞれの相関係数に対して Bonferroni 手法に基づく多重比較を行った結果, 提案手法とベースライン 2 の比較では  $p = 3.21 * 10^{-3} < 0.01/2$  にて有意差があった。一方で, 提案手法とベースライン 1 の比較では  $p = 1.34 * 10^{-1} > 0.05/2$  となり有意差は見られなかった。

コース毎の推定精度の比較についての結果を図 3.8 に示す。提案手法とベースライン 2 (心拍情報のみ) についてはコース A において 5% 水準 ( $p = 0.0107 < 0.05$ ), コース D において 10% 水準 ( $p = 0.0562 < 0.1$ ) にて有意傾向が見られた。また, 提案手法とベースライン 1 (慣性情報のみ) についてはコース B において 10% 水準 ( $p = 0.0562 < 0.1$ ) にて有意傾向が見られた。

### 3.3.4 特徴量の重要度分析

#### 目的

各特徴量について乗り心地スコア推定の重要度を分析する。

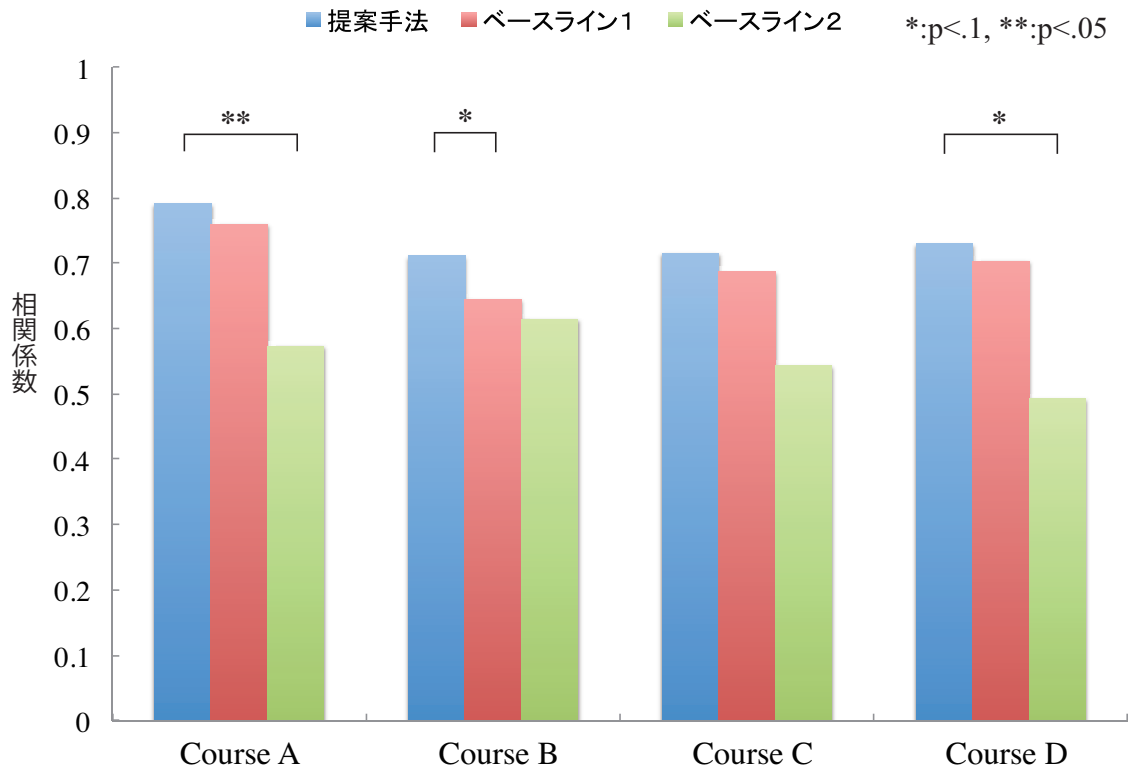


図 3.8 コース毎の推定精度比較

### 解析方法

式 3.25 における正規化した重要度  $nfi_j$  を用いて加速度 3 方向, 角速度 3 方向, 心拍情報の 7 つの観点で重要度 ( $nfi_{ax}, nfi_{ay}, nfi_{az}, nfi_{gx}, nfi_{gy}, nfi_{gz}, nfi_{rri}$ ) を分類し, 各

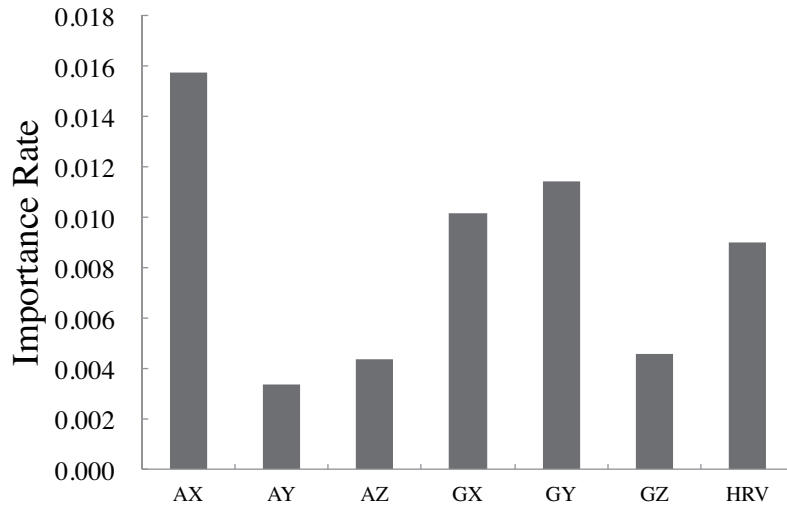


図 3.9 乗り心地スコア推定における各特徴量の平均重要度

観点における平均値を算出した.

$$nfi_{ax} = \frac{1}{N_{ax}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{ax}} nfi_p \quad (3.38)$$

$$nfi_{ay} = \frac{1}{N_{ay}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{ay}} nfi_p \quad (3.39)$$

$$nfi_{az} = \frac{1}{N_{az}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{az}} nfi_p \quad (3.40)$$

$$nfi_{gx} = \frac{1}{N_{gx}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{gx}} nfi_p \quad (3.41)$$

$$nfi_{gy} = \frac{1}{N_{gy}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{gy}} nfi_p \quad (3.42)$$

$$nfi_{gz} = \frac{1}{N_{gz}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{gz}} nfi_p \quad (3.43)$$

$$nfi_{tri} = \frac{1}{N_{RRI}} \sum_{p \in \mathbf{f}_{RRI}} nfi_p \quad (3.44)$$

$\mathbf{f}_{ax}, \mathbf{f}_{ay}, \mathbf{f}_{az}, \mathbf{f}_{gx}, \mathbf{f}_{gy}, \mathbf{f}_{gz}, \mathbf{f}_{RRI}$  はそれぞれ、各特徴の群を表す.  $N_{ax}, N_{ay}, N_{az}, N_{gx}, N_{gy}, N_{gz}, N_{RRI}$  はそれぞれ各特徴群の数を表す.

## 結果

本実験では乗り心地スコア推定に寄与する特徴量を分析するために、全特徴量の重要度を算出し、x 軸加速度、y 軸加速度、z 軸加速度、x 軸角速度、y 軸角速度、z 軸角速度、HRV それぞれに属する特徴量の平均値を算出して比較した。例えば、X 軸加速度であれば、表 3.1 に示す X 軸加速度特徴量の平均値を算出した。乗り心地スコア推定における重要特徴量の分析結果を図 3.9 に示す。“AX”，“AY”，“AZ” はそれぞれ x 軸、y 軸、z 軸加速度の特徴量の重要度を表す。“GX”，“GY”，“GZ” はそれぞれ x 軸、y 軸、z 軸角速度の特徴量の重要度を表す。“HRV” は HRV 特徴量の重要度を表す。x 軸加速度、y 軸角速度、x 軸角速度、HRV 特徴量の順に重要度が分布していることがわかる。詳細な特徴量としては [y 軸角速度の max]、[x 軸角速度の ptp]、[x 軸角速度の min]、[SDNN]、[x 軸加速度の var] が重要度の上位 5 つに含まれていた。

### 3.3.5 設問ごとの重要特徴量分析

#### 目的

本実験で用いた 8 つのアンケート項目のそれぞれについて、回答値を推定するのに重要な特徴量を分析する。

#### 解析方法

目的変数を  $c_{Q1}$ ,  $c_{Q2}$ ,  $c_{Q3}$ ,  $c_{Q4}$ ,  $c_{Q5}$ ,  $c_{Q6}$ ,  $c_{Q7}$ ,  $c_{Q8}$  のそれぞれに設定し、3.2.2 の内容にて推定モデルを構築し、各目的変数における各特徴量の重要度を算出する。全特徴量を加速度 3 軸、角速度 3 軸、心拍情報の観点で分類し、各分類において平均値を算出した。

#### 結果

各設問と相関のある特徴量を分析するため、設問ごとの重要特徴量分析を行った。その結果を図 3.10 に示す。Q8:「コースを遵守できましたか」に関しては、z 軸角速度特徴量の重要度が大きい。Q1:「緊張しましたか?」、Q4:「慎重な操作が必要でしたか?」、Q7:「コースを簡単・滑らかに走行できましたか?」、Q8 に関しては HRV 特徴量が大きく寄与していた。Q6:「不快な揺れを感じずに走行できましたか?」に関しては、y 軸加速度・角速度特徴量の重要度が高い。



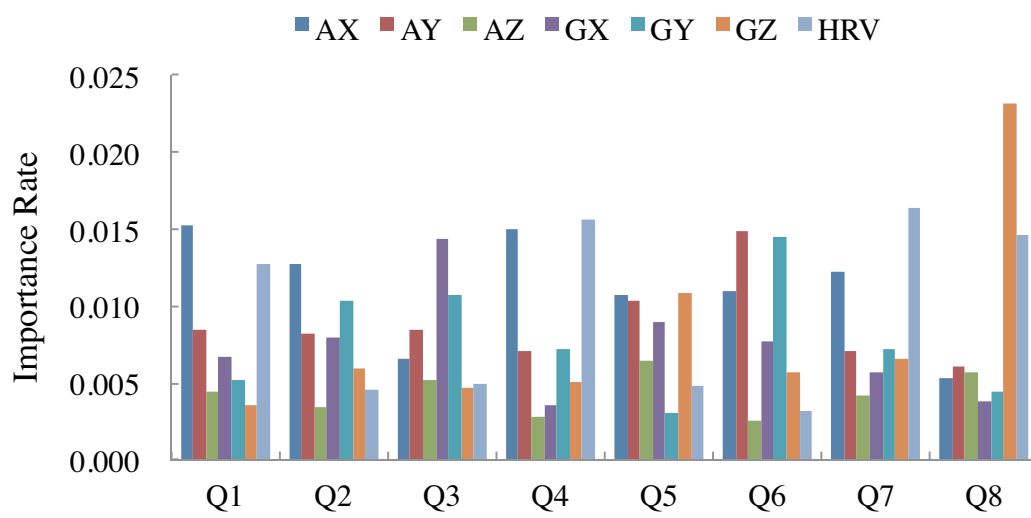


図 3.10 設問ごとの重要特徴量分析結果



## 第4章

# 歩行者の動作モニタリングに基づく 全身運動特性推定

### 4.1 背景

#### 4.1.1 運動評価手法

運動は、様々な感覚器官で計測する感覚情報を神経系を通じて脳に伝達する「知覚」と、伝達された感覚情報と人の経験等に基づく運動制御方略を決定する「認知」と、決定した方略に基づいて脳から神経系を通じて各筋肉の働きに作用する「運動」によって構成される [2]。したがって、運動を評価するためには、知覚・認知・運動の複合的な観点において評価する必要がある。臨床的に用いられる運動評価の手法としては、握力測定、閉眼片足立ち、Timed Up and Go (TUG) テスト、5m 通常歩行が厚生労働省の介護マニュアルに挙げられている [39]。その中でも転倒予防等を目的とした臨床的に用いられる運動評価の主流の手法の一つに Timed Up and Go (TUG) テストがある [25]。TUG テストは図 4.1 に示すように、椅子への着座姿勢の状態から立ち上がり、3m 先の目印を回って再び椅子に座るまでの時間を測定するテストであり、歩行速度やバランスなど転倒に関わる様々な運動要素が含まれている。

TUG テストで計測した時間と高齢者の転倒可能性には相関性があると言われており、13.5 秒が転倒可能性が高まるカットオフ値と定められている [25, 26, 27]。本テストは、椅子と目印とタイマーがあれば計測が可能であるため、臨床現場においては比較的簡易に計測が可能なテストであるといえる。ウェアラブルセンサを装着することで TUG テストの運動を詳細に区分けして評価する試みもある。Weiss らや Zampieri らは、TUG テストにおける運動を起立、往路歩行、方向転換、復路歩行、着座の 5 つに分類し、3 軸加速度・角速度センサを装着して、センサデータの幾何学的特徴から各フェーズの経過時間を計測す

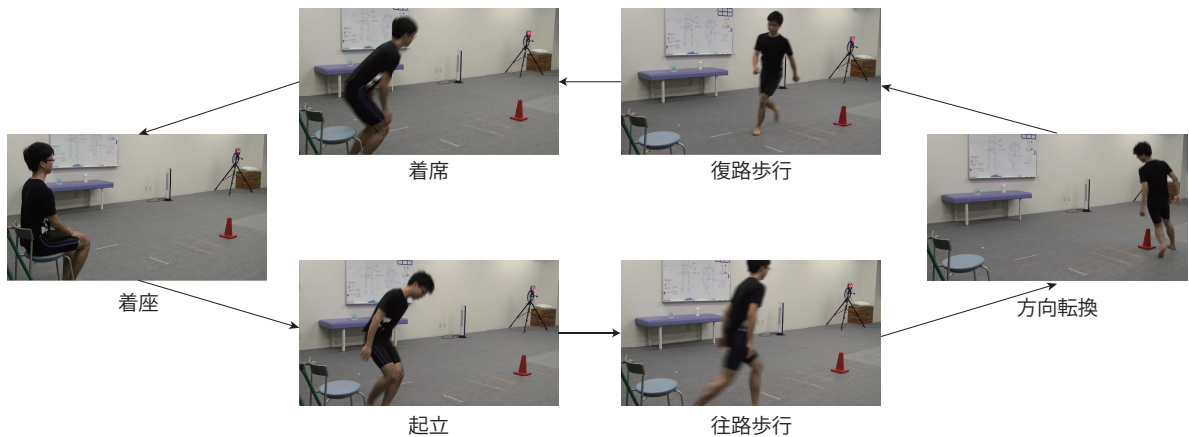


図 4.1 TUG テスト

る instrumented TUG (iTUG) テストを実施している [31, 32]. Milosevic らはスマートフォンの 3 軸加速度・角速度センサを用いて TUG テストにおける各フェーズの経過時間の自動分析技術を検討しており、計測の容易性が向上してきている [40].

#### 4.1.2 運動評価手法の課題

TUG テストの計測については検査の性質上、着座姿勢の状態から立ち上がり、3m 先の目印を回って再び椅子に座る動作をする必要がある。TUG テストの計測については、計測対象者と計測補助者が必要であるため、現状の計測は病院やリハビリテーション施設などの環境において理学療法士の監修の元で実施されることが主流である。病院などの施設での計測は数週間から数ヶ月に一回の頻度での計測となってしまうため、身体機能の衰えの早期検出に十分であるとは言い難い。

上記の課題を解決するために従来技術においては、Milosevic らのスマートフォンのセンサを用いた TUG テストの計測を自動化する技術を用いて、理学療法士などの計測補助者の支援無しで計測ができるようにする試みがある [40]. しかしながら、TUG テストで実施する動作・環境は日常生活においては必ず発生する動作では無いし、発生したとしても何らかの干渉や中断が入ることも想定される。日常的に TUG テストの時間を計測するためには計測対象者もしくは計測補助者が意識的に計測環境の構築と計測動作の実施が必要であるが、計測対象者にとって負担が大きいことや計測補助者が日常的に計測対象者の側にいるとも限らないため、本テストを日常的に計測するためには計測対象者の動機・環境が十分でないことが想定される。

## 4.2 提案手法

### 4.2.1 推定対象

日常生活において TUG テストを実施するのは 4.1.2 で述べた理由により困難であると想定される。一方で、TUG テストは起立、往路歩行、方向転換、復路歩行、着席の運動における、運動制御の評価を行っていることに基づくと、日常生活で同様の負荷が構成されている運動であれば、この運動を解析することで TUG テストの時間の推定が可能であると考えられる。そして、日常生活の運動から TUG テストの時間を推定することができれば、早期に TUG テストの時間の延伸を検出することができ、転倒の未然防止につながると考えられる。本研究では、TUG テストの時間を日常生活において TUG テストと同様の身体負荷のある運動から推定する技術に取り組む。

### 4.2.2 計測情報

3 軸加速度・角速度情報に基づく TUG テストの計測については従来研究で検討が進められており、TUG テストの運動を複数のステージに区別することが可能になってきている [40]。また、加速度・角速度情報に基づいた歩行解析についても複数報告されている [63, 35]。すなわち、TUG テストと加速度・角速度情報については一定の関係性があると考えられる。日常生活における運動についてウェアラブルセンサを用いて加速度・角速度情報を計測し、計測データに基づいて TUG テストの時間を推定する手法を考える。

Chen らの報告によると、障害物の段差踏破においては高齢者は歩行速度が低下する、歩幅が短縮する、障害物と踵接地位置の距離短縮など保守的な歩行パターンとなることがわかっている [42]。また、障害物の段差踏破における足の軌跡などは加齢に伴って変化することも報告されており、このような運動と転倒との関係性についても議論されている [43]。すなわち、段差踏破における運動は加齢に伴って運動内容が変動すると共に、その変動は転倒との関係していることが示唆されている。段差踏破については、日常生活においては部屋から部屋の移動において発生すると考えられる。部屋間の段差については 1–4 cm の段差が一般的であると考えられている [43]。

### 4.2.3 推定方法

段差踏破においては、段差踏破前に歩幅調整や歩行速度減速などの段差踏破準備があり、段差踏破中は片足立位による姿勢制御や適切な Toe Clearance が必要であり、段差踏破後は姿勢制御や歩行速度の加速などの運動が必要となる。これらの運動を捉えるためには、

段差踏破時刻から一定時間前の運動と一定時間後の運動を解析対象とする必要があるため、段差踏破時刻より一定時間前の信号と一定時間後の信号に対して特徴量算出を行った。特徴量については段差踏破前の信号と段差踏破後の信号で区別して算出し、加速度・角速度情報に対して統計特徴量と周波数特徴量の2つの観点で得る。統計特徴量については、平均値、標準偏差、中央値、最大値、最小値の5つを得る。周波数特徴量については、高速フーリエ変換により各周波数の強度を算出する。

人体検出や歩行状態推定において Random Forest 手法が有効であるとの報告があるため、本提案手法においても推定手法として Random Forest による推定を行う [64, 65]。Random Forest は決定木を弱学習器とする集団学習アルゴリズムであり、Breiman によって提案された [62]。本提案手法については、統計特徴量（次元数:  $Dim_{statistic}$ ）と周波数特徴量（次元数:  $Dim_{frequency}$ ）を結合した  $l$  個の  $n = Dim_{statistic} + Dim_{frequency}$  次元ベクトル  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$  ( $i = 1, \dots, l$ ) と、TUG テスト時間のベクトル  $\mathbf{c} \in \mathbf{R}^l$  を元に学習サンプル集合  $S = \{\mathbf{x}_1, c_1\}, \dots, \{\mathbf{x}_l, c_l\}$  を構築する。Random Forest は学習サンプル集合の中からランダムに重複を許してサンプリングしたトレーニングデータセットを用いて弱学習器を構築する手法である。

決定木の分岐ノード  $m$  は特徴量  $j$  としきい値  $t_m$  に基づいて各サンプルを左右に分岐する分岐関数  $\theta = (j, t_m)$  を持つ。分岐ノード  $m$  に到達したサンプル集合  $Q$  は分岐関数  $\theta$  によって右に分岐したサンプル集合  $Q_{right}(\theta)$  と左に分岐したサンプル集合  $Q_{left}(\theta)$  に下式のように分割する。

$$Q_{left}(\theta) = (\mathbf{x}, c) | \mathbf{x}_j \leq t_m \quad (4.1)$$

$$Q_{right}(\theta) = Q \setminus Q_{left}(\theta) \quad (4.2)$$

分岐ノード  $m$  における不純度  $G$  は不純度関数  $H$  を元に下式にて算出する。

$$G(Q, \theta) = \frac{N_{left}}{N_m} H(Q_{left}(\theta)) + \frac{N_{right}}{N_m} H(Q_{right}(\theta)) \quad (4.3)$$

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} G(Q, \theta) \quad (4.4)$$

$N_{left}, N_{right}$  はそれぞれ左に分岐したサンプル数、右に分岐したサンプル数を表す。不純度  $G$  を最小にするパラメータ  $\theta^*$  を選択する。本提案手法における不純度関数  $H$  は下式の通り平均二乗誤差を用いた。

$$\bar{c}_m = \frac{1}{N_m} \sum_{i \in N_m} c_i \quad (4.5)$$

$$H(Q) = \frac{1}{N_m} \sum_{i \in N_m} (c_i - \bar{c}_m)^2 \quad (4.6)$$

$c_i$  は分岐ノード  $m$  におけるデータ群の中のサンプル  $i$  の TUG テスト時間である。

分岐ノード  $m$  の重要度  $ni_m$  は下式のように算出する.

$$ni_m = w_m H(Q) - w_{left(m)} H(Q_{left}) - w_{right(m)} H(Q_{right}) \quad (4.7)$$

$w_m$  は分岐ノード  $m$  の重み,  $w_{left(m)}$  は分岐ノード  $m$  から左に分岐した分岐ノードの重み,  $w_{right(m)}$  は分岐ノード  $m$  から右に分岐した分岐ノードの重みを表す.  $Q_{left}, Q_{right}$  はそれぞれ, 分岐ノード  $m$  から左と右に分岐したサンプル集合. 特徴量  $j$  の重要度  $fi_j$  と正規化した重要度  $nfi_j$  は下式にて求める.

$$fi_j = \frac{\sum_{p \in \{\text{node } p \text{ splits on feature } j\}} ni_p}{\sum_{k \in \{\text{all nodes}\}} ni_k} \quad (4.8)$$

$$nfi_j = \frac{fi_j}{\sum_{p \in \{\text{all features}\}} fi_p} \quad (4.9)$$

$\{\text{splits on feature } j\}$  は特徴量  $j$  を分岐する分岐ノードの集合を表す. 一つのサンプル  $\mathbf{x}$  の TUG テスト時間の推定値  $pv(\mathbf{x})$  は下式のように, 全決定木の出力値の平均値とする.

$$pv(\mathbf{x}) = \frac{1}{N_{\text{all trees}}} \sum_{k \in \{\text{all trees}\}} M_k(\mathbf{x}) \quad (4.10)$$

$N_{\text{all trees}}$  は決定木の数,  $M_k(\mathbf{x})$  は決定木  $k$  における  $\mathbf{x}$  の末端ノードの出力値を表す. 決定木の数は 100 とした.

本提案方法論における計測情報  $\mathbf{s}$  は物理的情報である慣性情報が含まれる.

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{s}) \quad (4.11)$$

関数  $f$  は特徴量算出関数であり, 本実装では統計特徴量と周波数特徴量算出関数となる. 統計特徴量と周波数特徴量を結合した  $\mathbf{x}$  に基づいて TUG テスト時間  $c$  を下式のように算出する.

$$c = g(\mathbf{x}) \quad (4.12)$$

上記における関数  $g$  は本実装では Random Forest で構築した推定モデルが該当する.

### 4.3 TUG 推定精度検証実験

本実験は, NTT サービスエボリューション研究所と三浦市立病院と風の谷プロジェクト株式会社の 3 者共同研究の元で, 高齢者 22 名の被験者 (平均 71.2 歳) を対象に実施した. 被験者募集については横須賀市, 三浦市に在住の高齢者を対象とした.

実験タスクははじめに TUG テストを 2 回実施して TUG テストの時間を計測した後, 段差踏破タスクを段差高が 3 cm と 8 cm のそれぞれについて 8 回ずつ実施した. 一般的な和室と洋室の床段差は 1~4cm であるため, 屋内における部屋間の敷居高さを想定して

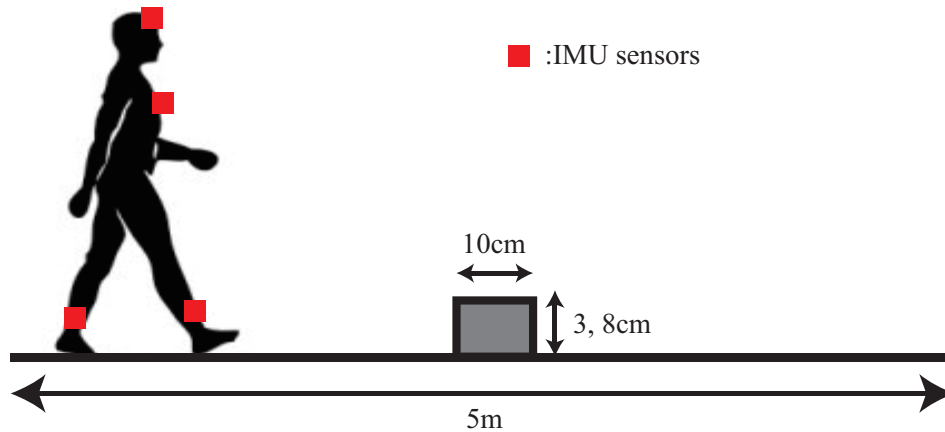


図 4.2 実験環境

3 cm とした [43]. 3 cm に対して強い身体負荷を生じさせる高さとして 8 cm に設定した. 段差踏破タスクにおいて, 開始地点と終了地点は同一にした. タスク開始において歩き出しの偏りが段差踏破をする足に偏りに与える影響を考慮し, 右足歩き出しと左足歩き出しの交互でそれぞれの段差高において実施した. 歩行速度は被験者の自然な歩行における速度とした.

被験者の運動の計測については, 慣性センサとして MicroStone 社製の MVP-RF8-HC を用いた [66]. 本センサは, 10bit の分解能にて 3 軸の加速度と 3 軸の角速度情報を 500 Hz のサンプリングレートで計測が可能である. 本実験は上記の設定において計測を行った. 段差踏破時を検出するために, モーションキャプチャシステム (VICON 社) を用いて, 段差と足にマーカを設置した. 慣性センサとモーションキャプチャシステムを同時に計測しておくことで段差踏破の時刻を得た.

段差踏破時刻については, モーションキャプチャシステムで計測されたデータに基づいて, マーカを設置した段差と足の位置関係より, 段差を踏破して初めての踵接地時とした. 周波数特徴量の算出については, 500 Hz のサンプリングレートで計測した加速度, 角速度情報のそれぞれに対して 0.5 Hz 間隔強度計算を行った. 本解析における推定手法としては, 4.2 にて述べたように Random Forest による学習を行った. 学習と推定については Python の Scikit-learn ライブラリにおける RandomForestRegressor 関数を用いた.

#### 4.3.1 TUG テストの時間推定精度検証

##### 目的

提案手法について各被験者の TUG テストの時間の推定誤差を検証する.



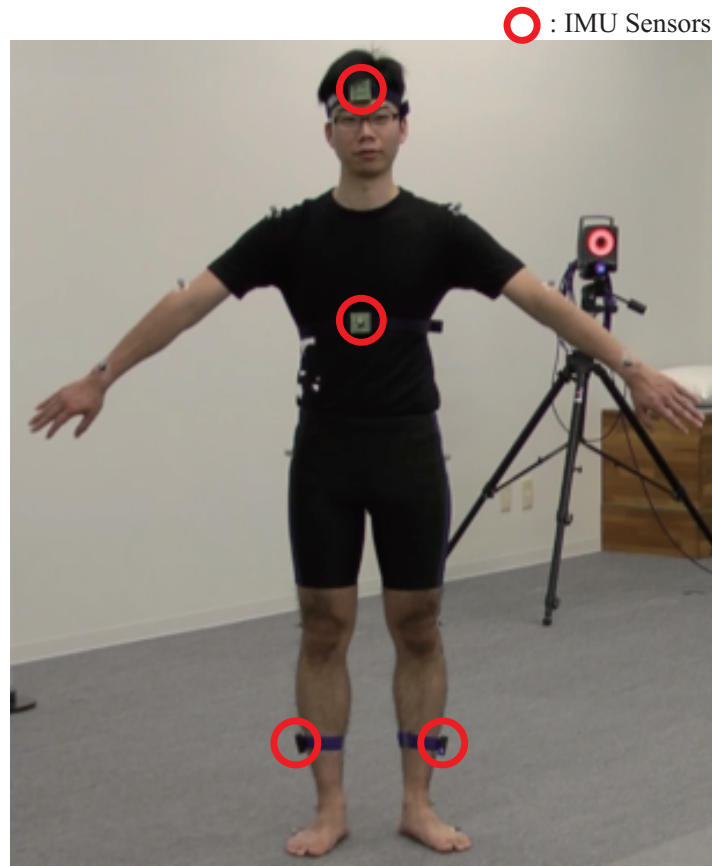


図 4.3 センサ配置の例

#### 解析方法

提案手法において各被験者を検証データとする Leave One Out による検証を行った。対象被験者以外の計測データを全て学習データとして用い、対象被験者を検証データとした。対象被験者の事前に計測した TUG テスト時間と推定した TUG テスト時間の誤差を算出した。実測値と推定値を用いた誤差の算出については、平均平方二乗誤差 (Root Mean Squared Error) を用いた。N 個のサンプルから成る実測値  $y$  と推定値  $\hat{y}$  の誤差の算出方法は下式の通りである。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2} \quad (4.13)$$

$y(k)$  は  $k$  番目の実測値を表し、 $\hat{y}(k)$  は  $k$  番目の推定値を表す。

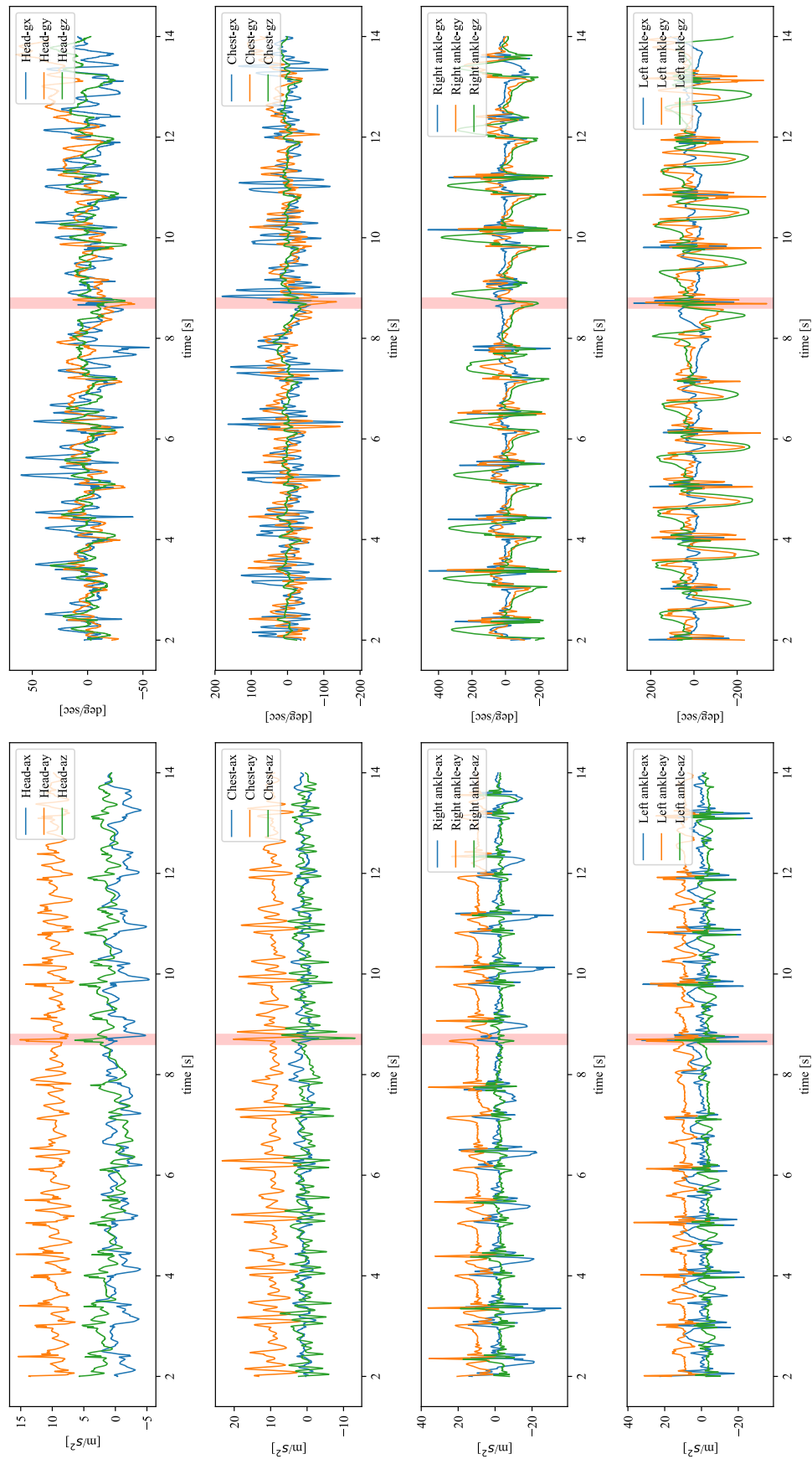


図 4.4 計測信号の例

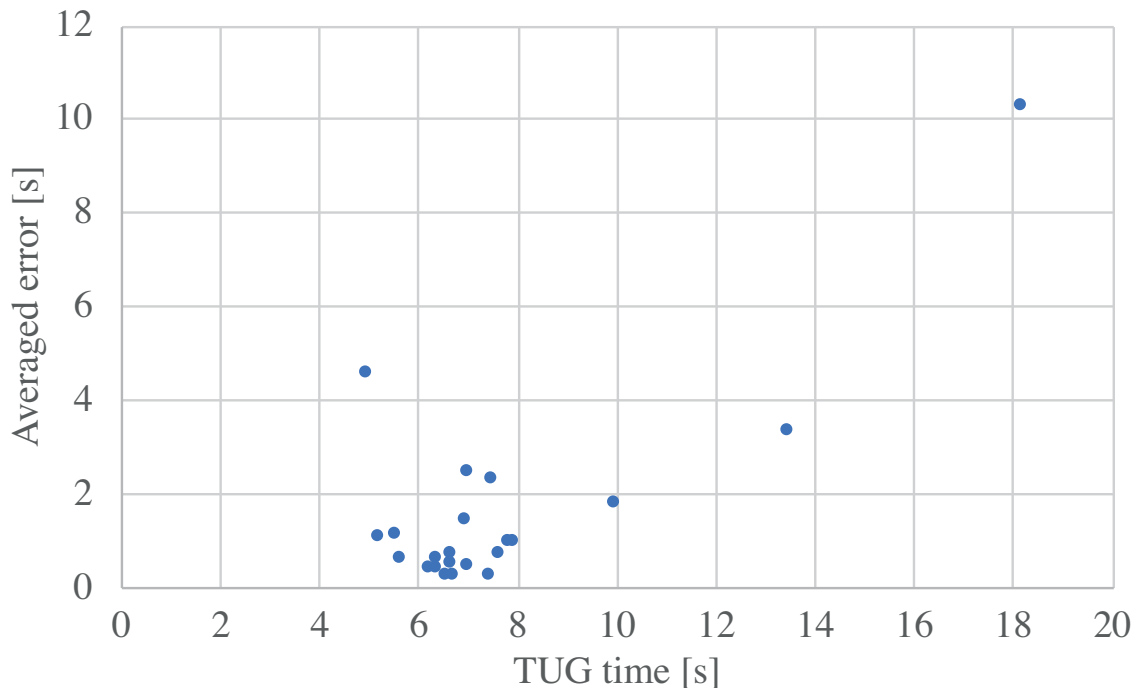


図 4.5 推定 TUG 時間と実測 TUG 時間の関係性

## 結果

図 4.4 にて 1 被験者の 8cm 段差を踏破した際に計測した信号の例を示す。左列が頭部, 胸部, 右足首, 左足首の加速度情報であり, 右列が頭部, 胸部, 右足首, 左足首の角速度情報である。赤い領域で示すのは障害物を超えて初めて踵接地をする時刻を示している。段差踏破後の踵接地において特異的な信号特徴となっていることが確認できる。

本実験で計測した全被験者の TUG テストの平均時間は 7.57 秒 (標準偏差: 2.79 秒) であった。図 4.5 にて各被験者の TUG テストの時間と推定誤差の散布図を示す。3 cm と 8 cm の異なる条件における TUG テスト時間の推定誤差を図 4.6 に示す。3 cm の条件における推定誤差は平均 1.69 秒 (標準偏差: 2.24 秒), 8 cm の条件における推定誤差は平均 1.54 秒 (標準偏差: 2.24 秒) であった。2 群間の統計的な有意差を t 検定により確認した。統計的な有意差は確認されなかった ( $p = 0.367$ )。

### 4.3.2 TUG テスト時間の推定におけるセンサ情報の重要度分析

#### 目的

提案手法に基づく TUG テスト推定において, 時間の観点と身体部位の観点で推定に寄与する特徴量について分析する。

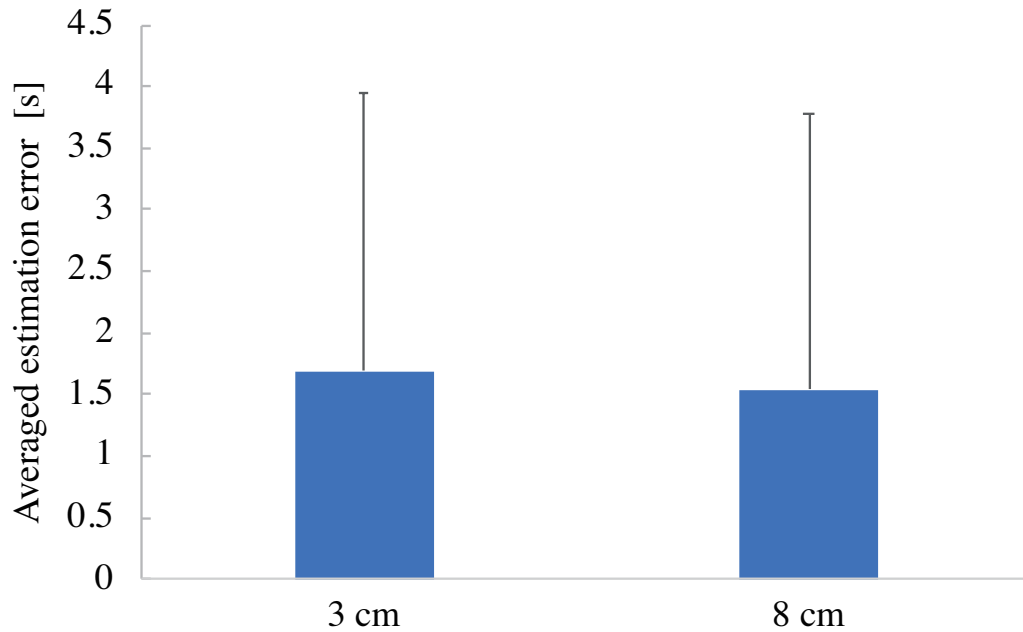


図 4.6 3 cm と 8 cm の異なる条件における TUG テスト時間の推定誤差

#### 解析方法

全被験者の計測データを学習データとして用いて TUG テストの時間推定器を構築した際の特徴量の重要度を算出し、時間の観点と身体部位の観点で集計した。段差踏破前の重要度  $nfi_{\text{before}}$  と段差踏破後の重要度  $nfi_{\text{after}}$  については段差踏破前の特徴群  $\mathbf{f}_{\text{before}}$  と段差踏破後の特徴群  $\mathbf{f}_{\text{after}}$  を用いて下式のように算出した。

$$nfi_{\text{before}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{before}}} nfi_p \quad (4.14)$$

$$nfi_{\text{after}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{after}}} nfi_p \quad (4.15)$$

各部位の計測情報の特徴量の重要度については、頭部計測情報の重要度  $nfi_{\text{head}}$ 、胸部計測情報の重要度  $nfi_{\text{chest}}$ 、右足首部計測情報の重要度  $nfi_{\text{right ankle}}$ 、左足首部計測情報の重

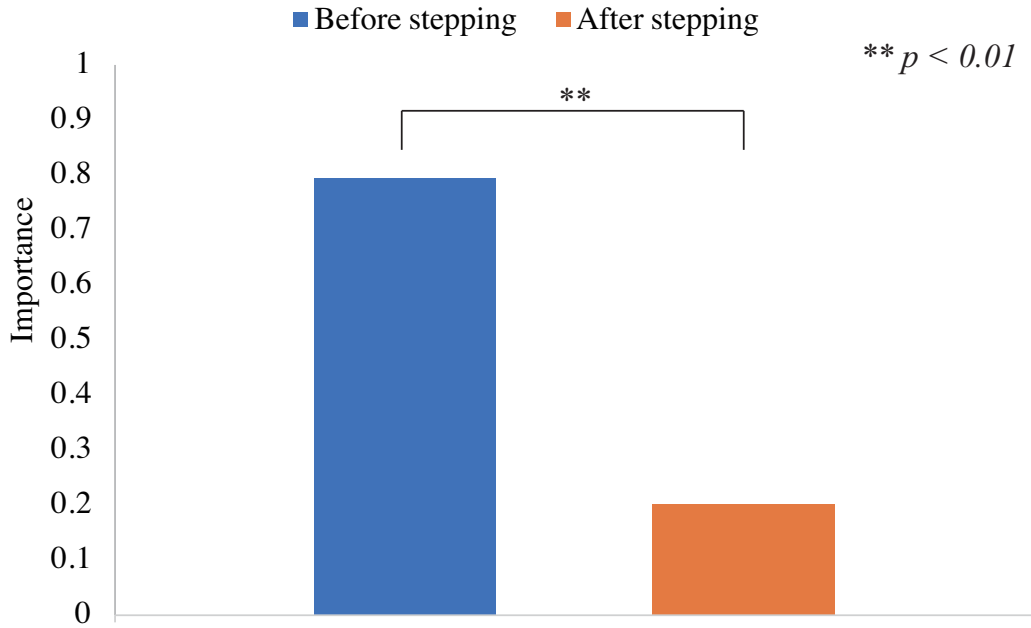


図 4.7 段差踏破前と後の加速度・角速度の重要度比較

要度  $nfi_{\text{left ankle}}$  は下式のように算出する.

$$nfi_{\text{head}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{head}}} nfi_p \quad (4.16)$$

$$nfi_{\text{chest}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{chest}}} nfi_p \quad (4.17)$$

$$nfi_{\text{right ankle}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{right ankle}}} nfi_p \quad (4.18)$$

$$nfi_{\text{left ankle}} = \sum_{p \in \mathbf{f}_{\text{left ankle}}} nfi_p \quad (4.19)$$

$\mathbf{f}_{\text{head}}$ ,  $\mathbf{f}_{\text{chest}}$ ,  $\mathbf{f}_{\text{right ankle}}$ ,  $\mathbf{f}_{\text{left ankle}}$  はそれぞれ, 頭部計測情報の特徴群, 胸部計測情報の特徴群, 右足首部計測情報の特徴群, 左足首部計測情報の特徴群を表す.

## 結果

図 4.7 に, 段差踏破前と後の加速度・角速度の重要度の結果を示す. 段差踏破前の信号の重要度は 0.797 で, 段差踏破後の信号の重要度は 0.203 であった. Mann-Whitney の U 検定を段差踏破前の信号の重要度の群と段差踏破後の信号の重要度の群に対して行った結果,  $p < 0.01$  であり 1% 水準にて有意差があった.

図 4.8 にて, 身体部位の重要度比較の結果を示す. 頭部の重要度は 0.0721, 胸部の重要度は 0.0545, 右足首の重要度は 0.6039, 左足首の重要度は 0.2695 であった. 各組み合わせ

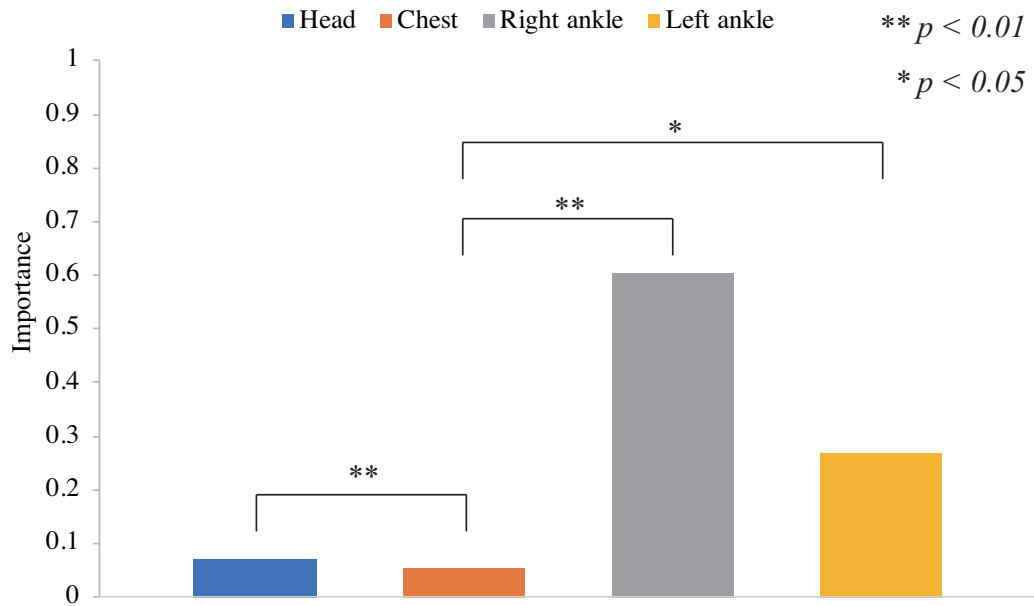


図 4.8 身体部位の重要度比較

せにおいて Mann-Whitney の U 検定を Bonferroni 補正を用いて多重比較を行った結果、頭部と胸部の重要度において  $p = 0.0067$  と、胸部と右足首の重要度において  $p = 0.00003$  であり、1% 水準にて有意差があった。また、胸部と左足首の重要度において  $p = 0.0156$  であり、5% 水準にて有意差があった。

## 第5章

# 歩行者の動作モニタリングに基づく 局所的運動特性推定

### 5.1 背景

#### 5.1.1 筋活動の成り立ちと計測方法

筋肉は多数の筋線維から成る。筋線維のほぼ中央に末梢神経の末端が付着しており、神経の興奮の伝達に基づいて筋線維が興奮する [67, 34]。筋線維は絶縁体の膜で覆われており、通常は筋線維の内側が $-$ 、外側が $+$ に荷電する形で分極している。末梢神経より刺激が筋線維に到達すると、伝達物質アセチルコリンが有利され筋線維における神経付着部の絶縁力が低下（脱分極）する。脱分極の後に再度分極して元の状態に戻る。脱分極は神経の接続部から両端へ向かい広がっていく。筋線維は多数の筋原線維で構成されている。筋原線維はミオシンフィラメントとアクチンフィラメントが交互に結合している。筋線維の脱分極、再分極の過程において筋線維内部で発生するイオンの変化に応じてアクチンフィラメントがミオシンフィラメントに滑走することで筋線維の収縮が生じる。この時の分極と脱分極の反応が生体電位信号として現れる。

この生体電位信号を計測する方法としては、針電極、表面電極、ワイヤ電極の3種類がある [68]。針電極は細い針の先端に活動電位を計測する部分がある。これを筋肉の中に刺入して、筋線維の電位変化を直接計測する方法である。表面電極は筋線維で生じている生体電位信号が皮膚表面に表出した電位信号を計測する。ワイヤ電極については、細く柔らかいワイヤ電極を注射針を用いて筋肉の中に刺入し、注射針を取り去ってワイヤ電極のみで計測する。針電極、ワイヤ電極が侵襲性が高いのに対し、表面電極は非侵襲であるため簡易に計測が可能である。本研究においても表面電極で計測する表面筋電図を用いて筋活動を計測する。

### 5.1.2 対象とする筋肉と特徴量

振幅特徴量と周波数特徴量は表面筋電図から得られる主要な特徴量である [69]. 振幅特徴量は筋肉の収縮・脱力のタイミングや筋張力の情報を持ち、歩行において転倒を始めとした様々な歩行形態を捉えるためには重要な特徴量となる [22]. 表面筋電図から得られる振幅特徴量は下肢から顔面まで身体の様々な筋肉に対して適用されている [70, 71]. 一方で振幅特徴量については、中央周波数と筋疲労の関係性に関する報告が複数挙げられている [72, 73, 74]. 一般的に筋疲労が生じると中央周波数が低周波化する. これは、分極・脱分極の伝搬速度が比較的早い速筋の活動から分極・脱分極の伝搬速度が比較的早い遅筋へと活動が遷移すること、長期的な筋活動に伴う肉体の pH 値の変動に伴う伝搬速度の低下などが想定される.

本研究においては、日常生活における歩行を対象としていること、歩行においては筋疲労よりも筋収縮・脱力状態の把握が重要であるため、振幅特徴量に注目した. したがって、本研究では振幅特徴量を筋活動として用いることとする. 従来研究では筋腹付近への電極設置を通じて得られた表面筋電図を用いて振幅特徴量を算出していたことに対し、本研究で提案する筋活動推定システムにおいては、遠位筋電信号を用いて筋腹付近で得られる信号から算出される振幅特徴量を推定する. 下肢の筋肉については、前脛骨筋、腓腹筋内側、腓腹筋外側、ヒラメ筋内側、ヒラメ筋外側、腓骨筋の 6 つの筋肉が多くの研究にて計測対象となっている [22, 70, 75, 76].

### 5.1.3 動作モニタリングにおける表面筋電図計測の課題

表面筋電図は筋腹付近に電極を設置することで計測できるが、日常的な表面筋電図の計測をする際は電極の設置の手間と解剖学的な知見が必要となるため障壁が高い. 近年では、生体情報が計測可能な着衣型の計測システムの研究や実用化が進んできている. T シャツに導電布を埋め込んだ着衣については商用化が実現されているが、T シャツのような日用品であればユーザへの適用障壁を下げられることが想定される [37]. 着衣型の計測システムについては、電極は予め着衣に設置されているためユーザが電極を設置する必要はない. したがって、電極設置の手間と解剖学的知見は不要になる. 一方で、着衣型の電極は着衣の着圧を利用して計測面に接着することとなる. 安定した電極設置の実現のために、電極が設置されている領域の着圧は高く設計される. 表面筋電図計測のように個々の筋肉の筋腹に電極を設置する方式の場合、高着圧な領域が大きく着用が困難になるという課題がある.



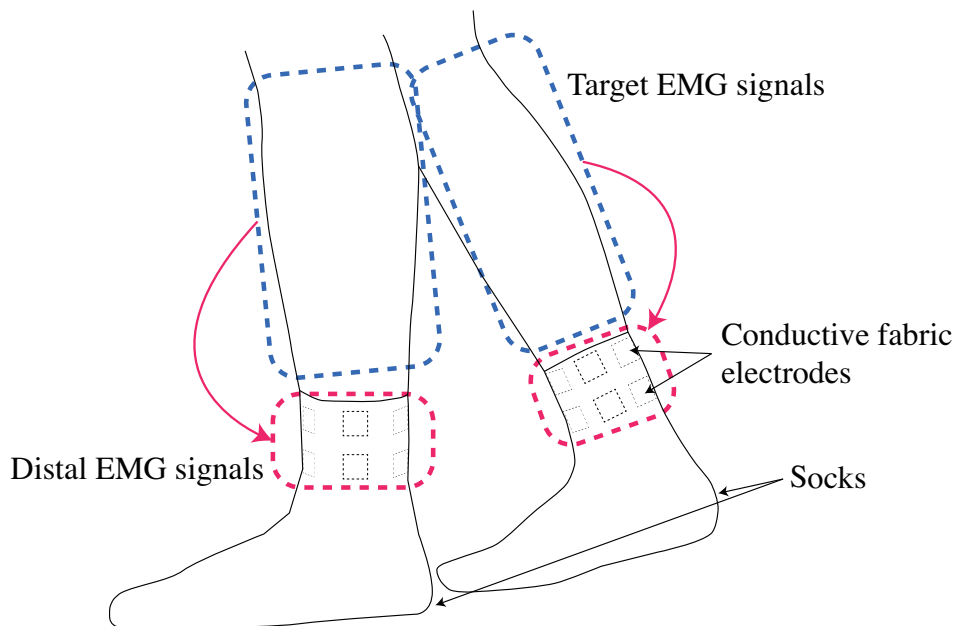


図 5.1 対象筋肉より伝搬する遠位筋電信号に基づく下肢筋活動推定システム：筋電ソックスのコンセプト

## 5.2 提案手法

着衣型は電極設置領域が大きくなるほど高着圧領域が大きくなるため、着用が困難になるという課題があった。上記課題に鑑み、本研究では遠位筋電信号に基づいて下肢の筋活動を推定する靴下型センサ：「筋電ソックス」を提案する。図 5.1 にて提案手法のコンセプトを示す。表面筋電図は筋線維と神経軸索の結合部で発生した分極・脱分極反応を筋腹付近の皮膚表面にて計測することを指すが、分極・脱分極反応は連鎖的に発生して腱付近まで到達する。「遠位筋電信号」とは、腱付近まで到達した分極・脱分極反応によって生じた生体電位信号を指す。本手法によって、電極を筋腹付近に設置する必要がなくなるため、多くの計測対象筋肉があったとしても、遠位筋電信号を用いることで電極設置領域を狭小化できる可能性がある。本提案手法については、ハードウェアの観点と信号処理の観点にて述べる。

### 5.2.1 遠位筋電信号を計測する靴下の構成

本研究において遠位筋電計測を実現する着衣として靴下に着目した理由は 3 つある。1 つ目は、日常生活への親和性である。我々は日常生活において大抵靴下を履いているため、靴下型の計測システムはユーザに対する適用障壁は高くはないと考えられる。した

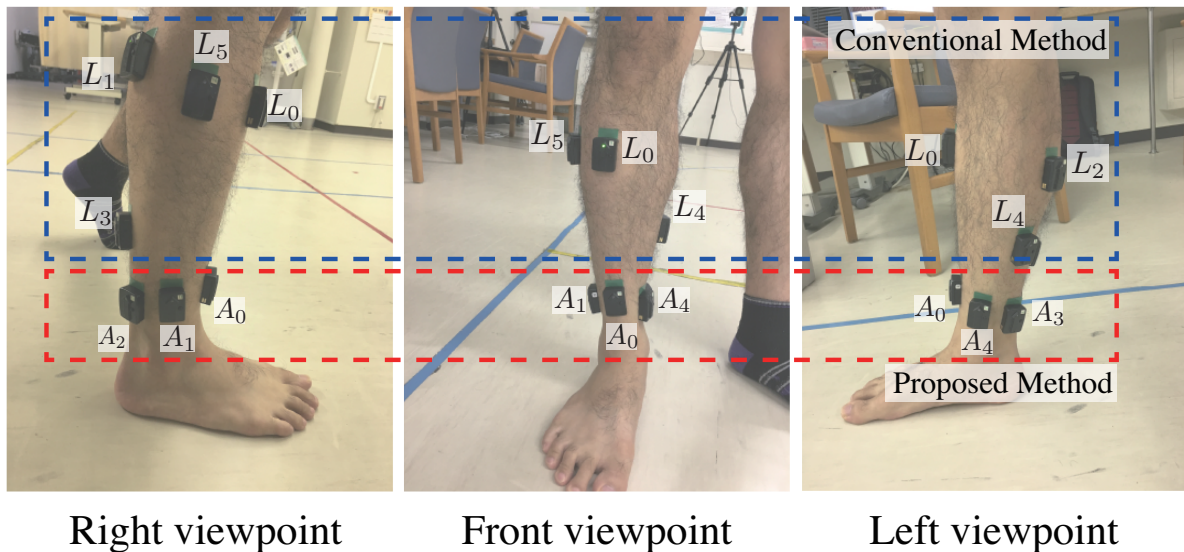


図 5.2 右の下肢における電極設置の例

表 5.1 対象筋肉とラベルの関係性

Label	Muscle
$L_0$	前脛骨筋
$L_1$	腓腹筋 外側
$L_2$	腓腹筋 内側
$L_3$	ヒラメ筋 外側
$L_4$	ヒラメ筋 内側
$L_5$	腓骨筋

がって、靴下型の計測システムは日常生活におけるモニタリングには有効である。2つ目は電極の皮膚への設置の安定性である。靴下は、特に足首周りを中心はずり落ち防止を目的として他の着衣に対して高着圧な設計となっている。前述の通り高着圧な設計は、電極の皮膚への安定した設置を実現できるため有効であると考えられる。3つ目は着脱時の電極設置位置について高い再現性が期待される。靴下は形態上、前後の方向が決まっている。したがって、靴下の着脱に伴う電極の設置位置については高い再現性が期待される。

### 5.2.2 電極位置と電極数の設計

表 5.1 にて示す 6 つの対象筋肉の筋活動, すなわち各筋肉の筋腹で計測される表面筋電図の振幅特徴量を腱付近で計測する遠位筋電信号を用いて推定する. 腱付近で計測する生体電位信号は, 6 つの対象筋肉の筋電図や他の筋肉の筋電図の信号が重畳して伝搬すると想定される. 個々の対象筋の信号を精度良く推定するためには電極位置と数は重要である. 妥当な電極位置と数を把握するために, 予備実験を行った. 予備実験では 4 人の被験者に対して図 5.2 のように電極を設置した. 実験では Delsys 社製の Trigno EMG System を計測システムとして用いた. 電極の各ラベルと筋肉の関係性を表 5.1 に示す. 電極  $A_0$  のいは前脛骨筋の腱上に設置した. 電極  $A_2$  と  $A_3$  については, アキレス腱が間に挟まれるように設置した. 電極  $A_1$  は  $A_0$  と  $A_2$  の間,  $A_4$  については  $A_3$  と  $A_0$  の間に設置した. 各被験者は底背屈運動を 30 秒間実施し, その際の各電極の生体電位信号を計測した.

電源ノイズを除去するために, 50Hz のノッチフィルタを全信号に対して適用した. 体動ノイズの除去については 20 – 500Hz のバンドパスフィルタが有効であると言われており, 臨床研究でも用いられている.[77, 78]. サンプリングレートはナイキスト定理に基づいて定義され, 対象とする周波数帯域の 2 倍以上のサンプリングレートが求められる. 本実験で用いた計測システムでサンプリングレート 2kHz での生体電位信号の計測を行ったが, 本サンプリングレートはナイキスト定理の観点を満たしている. また, 一般的なノイズの除去のためには, カットオフ周波数が 20 Hz のハイパスフィルタを適用することが推奨されている [79]. したがって, すべての信号に対して 20 – 500 Hz のバンドパスフィルタを適用した. バンドパスフィルタを適用した全信号に対して次式に示す絶対平均値の算出を行った.

$$\mathbf{S}_{L_i}(k) = \frac{1}{\tau} \sum_{j=0}^{\tau-1} (|\mathbf{l}_i(k-j)|) \quad (5.1)$$

$$\mathbf{S}_{A_i}(k) = \frac{1}{\tau} \sum_{j=0}^{\tau-1} (|\mathbf{a}_i(k-j)|) \quad (5.2)$$

$$\mathbf{L}(k) = [\mathbf{S}_{L_0}(k), \mathbf{S}_{L_1}(k), \mathbf{S}_{L_2}(k), \mathbf{S}_{L_3}(k), \mathbf{S}_{L_4}(k), \mathbf{S}_{L_5}(k)]^T \quad (5.3)$$

$$\mathbf{A}(k) = [\mathbf{S}_{A_0}(k), \mathbf{S}_{A_1}(k), \mathbf{S}_{A_2}(k), \mathbf{S}_{A_3}(k), \mathbf{S}_{A_4}(k)]^T \quad (5.4)$$

$i$  は図 5.2 におけるラベルの番号を表す.  $\mathbf{l}_i$  と  $\mathbf{a}_i$  はそれぞれ  $L_i$  と  $A_i$  の位置にて計測された電位値のベクトルを表す.  $\mathbf{l}_i(k)$  と  $\mathbf{a}_i(k)$  は  $\mathbf{l}_i$  と  $\mathbf{a}_i$  の  $k$  番目のサンプルを表す.  $\mathbf{S}_{L_i}(k)$  は  $\mathbf{l}_i$  の  $k$  番目の絶対平均値であり,  $\mathbf{S}_{A_i}(k)$  は  $k$  番目の  $\mathbf{a}_i$  の絶対平均値である.  $\mathbf{L}(k)$  は  $\mathbf{S}_{L_0}(k), \mathbf{S}_{L_1}(k), \mathbf{S}_{L_2}(k), \mathbf{S}_{L_3}(k), \mathbf{S}_{L_4}(k), \mathbf{S}_{L_5}(k)$  から成る絶対平均値のベクトルで

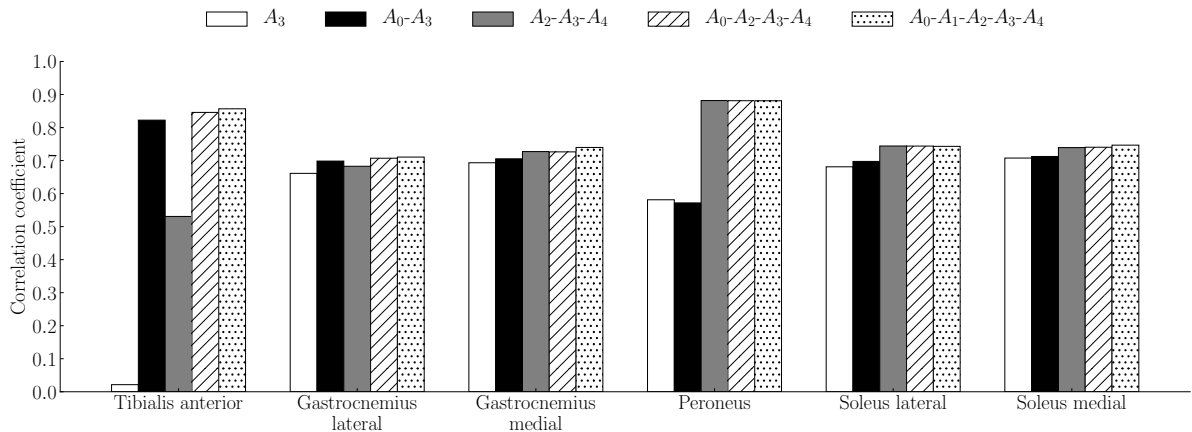


図 5.3 電極数と電極位置に基づく実測値と推定値の相関係数の結果

あり,  $\mathbf{A}(k)$  は  $\mathbf{S}_{A_0}(k)$ ,  $\mathbf{S}_{A_1}(k)$ ,  $\mathbf{S}_{A_2}(k)$ ,  $\mathbf{S}_{A_3}(k)$ ,  $\mathbf{S}_{A_4}(k)$  から成る絶対平均値のベクトルである. 本論文では, 絶対平均値の時間幅を 0.1 秒とした. サンプルングレートは 2kHz であることに基づき,  $\tau$  は 200 とした. 次式を満たすような線形回帰モデルを構築した.

$$\mathbf{L}(k) = \mathbf{M}\mathbf{A}(k) + \mathbf{b} \quad (5.5)$$

$\mathbf{M}$  は各目的変数の推定における各説明変数の重みから成る  $6 \times 5$  次元で構成される行列である.  $\mathbf{b}$  はバイアス項である. 推定値  $\hat{\mathbf{L}}(k)$  は  $\mathbf{M}$  と  $\mathbf{A}(k)$  と  $\mathbf{b}$  を用いて計算される. 電極  $A_0 - A_4$  の全組み合わせにおいて上記回帰信号の推定精度を算出し, 最も高精度であった組み合わせを本研究で採用する. 推定精度の指標として, 実測値  $\mathbf{L}(k)$  と推定値  $\hat{\mathbf{L}}(k)$  の相関係数を用いた. 推定器の精度検証においては, 学習データと検証データは計測データを分割して実施することが一般的である [80]. 本実験においても, 計測した各被験者のデータを 2 分割し, 片方を学習データ, 一方を検証データとして用いた. 学習データの依存性を考慮して, 前半の検証用推定値  $\hat{\mathbf{L}}(k)$  と後半の検証用推定値  $\hat{\mathbf{L}}(k)$  を算出して結合し, 対応する実測値  $\hat{\mathbf{L}}(k)$  に対して相関係数を算出した.

電極数の上限は電極設置領域の都合により 5 つとした. 電極の組み合わせとしては, 電極数を 1 から 5 まで設定し, 各電極数におけるすべての電極位置の組み合わせにおいて推定精度を算出した. 電極数が 1 の場合においては, 電極位置の組み合わせは次の 5 通りである;  $[A_0]$ ,  $[A_1]$ ,  $[A_2]$ ,  $[A_3]$ ,  $[A_4]$ . 電極数が 2 の場合においては, 電極位置の組み合わせは次の 10 通りである;  $[A_0-A_1]$ ,  $[A_0-A_2]$ ,  $[A_0-A_3]$ ,  $[A_0-A_4]$ ,  $[A_1-A_2]$ ,  $[A_1-A_3]$ ,  $[A_1-A_4]$ ,  $[A_2-A_3]$ ,  $[A_2-A_4]$ ,  $[A_3-A_4]$ . 各電極数において各対象筋に対して相関係数が得られるが, 本実験では各電極の組み合わせにおける対象筋の相関係数の中央値に基づいて精度比較を行った. 各組み合わせにおける各対象筋肉における相関係数の p 値はすべて 0.05 未満であった. 図 5.3 に示すのは, 各電極数において中央相関係数 (1 つの電極位置にお



図 5.4 導電布を用いた電極. 右側：肌に接する面. 左側：金属スナップを通じて電位信号が計測される.

ける 6 個の対象筋肉の実測値と推定値の相関係数から得られる中央値) が最大の電極位置の組み合わせを選択して可視化したものとなる. 中央相関係数の比較より, 電極数 5,  $A_0-A_1-A_2-A_3-A_4$  の組み合わせが最高中央相関係数であったため, 本研究で実装する遠位筋電信号計測靴下の電極は  $A_0-A_1-A_2-A_3-A_4$  とする. 全ての解析結果については付録 A を参照のこと.

### 5.2.3 電極サイズ的设计

靴下を用いて生体電位信号を計測するためには, 電極の材質は導電布を用いる必要がある. 本研究では, 銀メッキナイロンから成る導電布を用いた [81]. 図 5.4 にて本研究で開発した電極を示す. 図の右側は皮膚に接する電極面を表す. 表面筋電図の信号を皮膚に接する導電布を用いて計測する. 計測した信号は図の左側に示すように, 金属スナップを経由してデータロガーに信号が伝達する.

図 5.5 にて遠位筋電信号を計測する筋電ソックスの構成と着用例を示す. 左図では筋電ソックスの構成を示す. 5 チャンネルの計測位置があり, 各チャンネルに対して 2 枚の電極が必要であるため, 10 枚の導電布を用いた電極を設置. 生体電位信号の基準点として内果(脛骨)に 1 枚電極を設置した. 右図に着用例を示すように, 各電極のスナップはワイヤを通じてデータロガーに接続し, 信号を計測する. データロガーに全ての信号を蓄積し, 計測後にデータを抽出して解析する. 左右の下肢の筋活動はそれぞれ左右の筋電ソックスで計測・推定する.

導電布を用いた電極は湿式電極に比べて高いインピーダンスの特性を持つ. したがって, 電極サイズは安定した信号計測において重要な要素となる. 筋電ソックスの開発の前に電極サイズを設計するために, 異なる電極サイズにおいて推定精度を比較する予備実験を

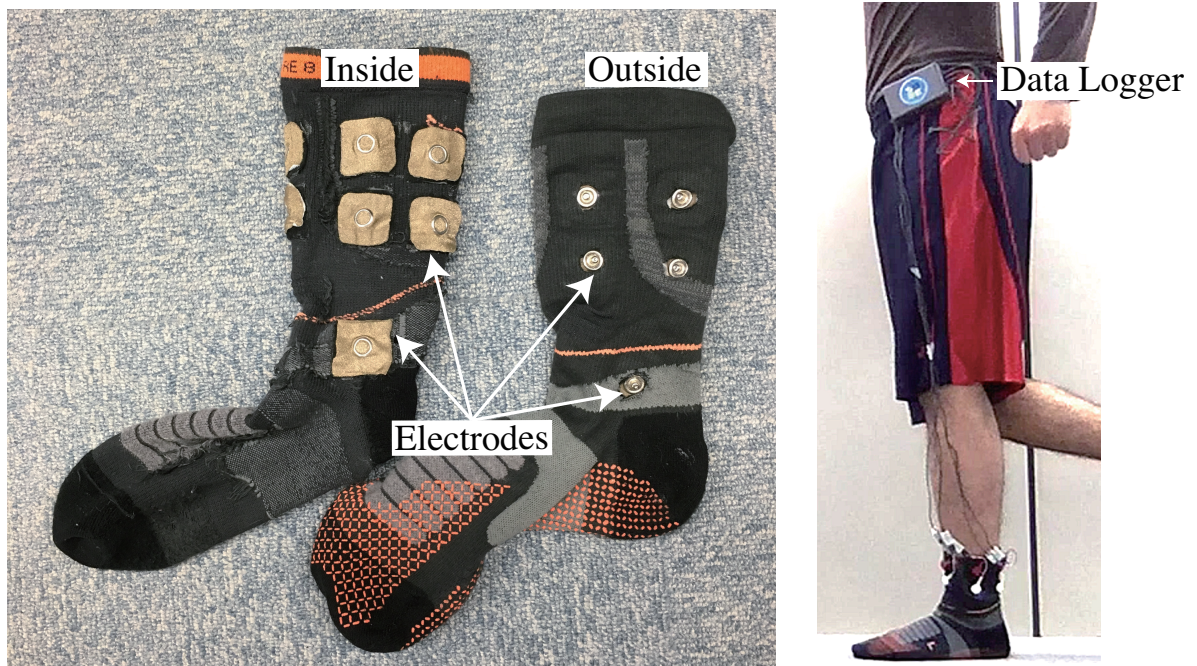


図 5.5 左図：遠位筋電信号を計測するための筋電ソックスの構成. 右図：筋電ソックスの着用例.

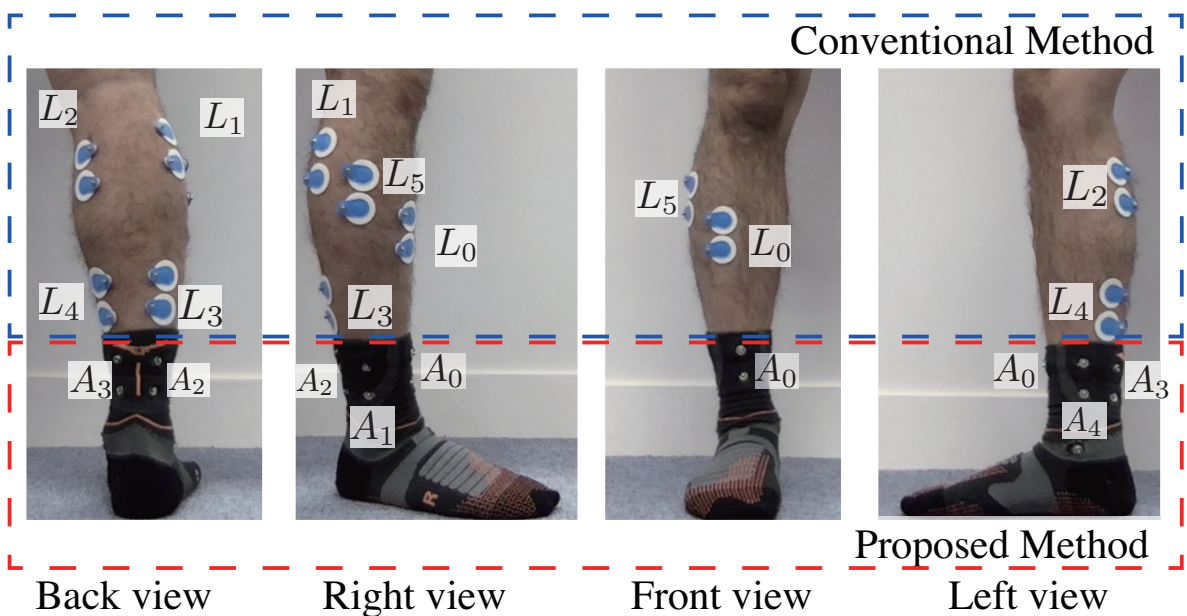


図 5.6 右足における電極設置位置  $A_0 - A_4$  は提案手法の位置

行った. 本予備実験では,  $1 \times 1$  cm,  $2 \times 2$  cm,  $3 \times 3$  cm の 3 条件にて一人の被験者を用いて実施した. 被験者は上記 3 条件の電極を右足に図 5.6 にて示す  $A_0 - A_4$  の電極位置に設置した. また, 推定対象の筋肉の表面筋電図計測として  $L_0 - L_5$  に湿式電極を設置して同時に計測を行った. すべての電極をワイヤを介してデータロガー (S&ME 社 BioLog

表 5.2 電極サイズの条件ごとの実測値と推定値の相関係数

サイズ	前脛骨筋	腓骨筋	腓腹筋 外側
1 × 1 cm	0.449	0.740	0.777
2 × 2 cm	0.932	0.834	0.943
3 × 3 cm	0.946	0.889	0.950

サイズ	腓腹筋 内側	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
1 × 1 cm	0.755	0.736	0.756
2 × 2 cm	0.916	0.930	0.901
3 × 3 cm	0.952	0.962	0.956

DL-2000) に接続してデータを計測した。本データロガーの解像度は 16bit で、1 [kHz] のサンプリングレートにて 8 チャンネルの信号を同時計測が可能である。

30 秒間の底背屈運動を実施した際の表面筋電図と遠位筋電信号を計測した。信号処理は 5.2.2 と同様に、計測した表面筋電図と遠位筋電信号をそれぞれ 2 つに分割し、片方を学習データ、もう一方を検証データとして用いた。学習データ依存を考慮して、前半の表面筋電図と遠位筋電信号を学習データに用いて得られる後半の検証用データと、後半の表面筋電図と遠位筋電信号を学習データに用いて得られる前半の検証用データを結合して実測値と推定値の相関係数を推定精度として算出した。表 5.2 にその結果を示す。全ての相関係数の p 値は 0.05 未満であった。上記結果より、3 × 3 cm の電極サイズが全ての対象筋において高い相関係数が得られた。したがって、本研究では 3 × 3 cm を筋電ソックスの電極として用いることとした。

#### 5.2.4 遠位筋電信号に基づく筋活動推定

遠位筋電信号は対象筋の表面筋電図の信号だけでなく、他の筋肉の表面筋電図の信号や運動に伴うアーチファクトの混入が想定される。高精度に対象筋の筋活動を推定するためには、効果的な特徴量を抽出することが重要である。したがって、遠位筋電信号に基づく下肢筋活動の推定においては、ノイズ除去と特徴量抽出の信号処理が必要である。少数の生体電位信号に対して有益な特徴量を抽出する試みとして、複数のバンドパスフィルタを生体電位信号に適用する例がある [82]。大賀らは上肢の表面筋電図に対して上記手法を適用していたが、遠位筋電信号に対しても適用できる可能性がある。また、Lowery らや Viljoen らが行ったシミュレーションによると表面筋電図の計測は対象筋肉から離れた位置で計測するほど中央周波数が低下するという報告がある [83, 84]。すなわち、遠位筋電信

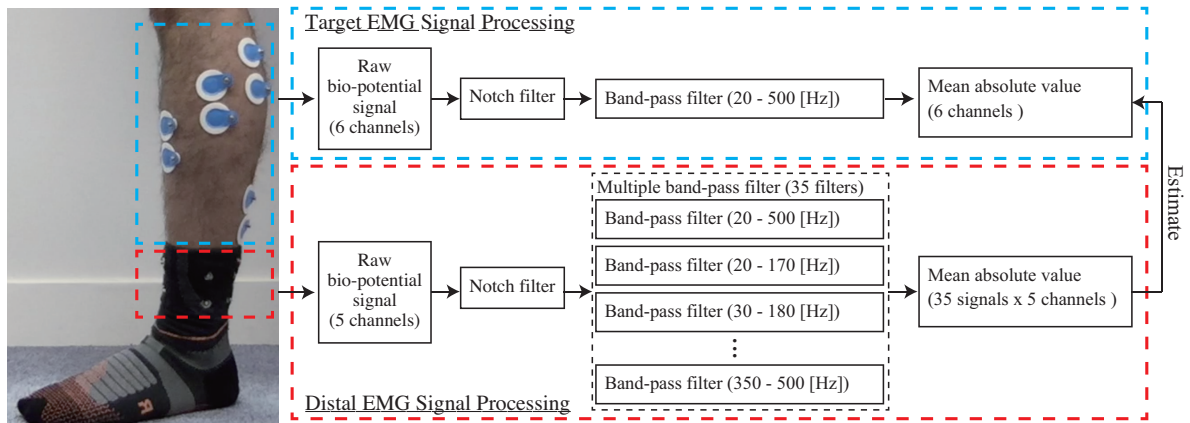


図 5.7 信号処理の流れ

号に含まれる他の筋肉の筋電図の除去については、周波数成分に着目すると有効である可能性がある。上記に鑑み、本研究では図 5.7 に示すように、複数のバンドパスフィルタを遠位筋電信号に適用する信号処理を採る。本提案手法では学習フェーズと推定フェーズがある。以降よりそれぞれについて述べる。

### 学習フェーズ

はじめに、想定タスクにおいて対象筋の表面筋電図の信号 ( $l_0, l_1, l_2, l_3, l_4, l_5$ ) と遠位筋電信号 ( $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4$ ) を同時に計測する。 $l_i$  は図 5.6 における  $L_i$  にて計測した表面筋電図が時系列的に格納されているベクトルを表す。 $a_i$  図 5.6 における  $A_i$  にて計測した遠位筋電信号が時系列的に格納されているベクトルを表す。遠位筋電信号は導電布型の電極を通じて計測し、対象筋の表面筋電図は湿式電極を通じて計測を行う。本手法は筋電図の伝搬特性に基づいた手法であるため、学習フェーズで計測するタスクについては推定フェーズで生じる筋活動、生体電位信号の伝搬状況と同様にしておく必要がある。

対象筋の表面筋電図と遠位筋電信号の両方に対して電源ノイズを除去するために、ノッチフィルタを適用する。対象筋の表面筋電図 ( $l_0, l_1, l_2, l_3, l_4, l_5$ ) に対しては、運動に伴う体動ノイズを除去するために、20 - 500 Hz を通過するバンドパスフィルタを適用する。遠位筋電信号に対しては、上記バンドパスフィルタに加えて、クロストーク除去や特徴量拡張を目的とした個々の通過帯域を持つ複数のバンドパスフィルタを適用した。一つの遠位筋電信号に対して、対象筋の表面筋電図と同様に 20 - 500 Hz のバンドパスフィルタを適用し、一定幅の通過帯域窓を一定周波数で移動させる複数のバンドパスフィルタを適用する。本研究では、経験的に通過帯域窓の幅を 150 Hz、通過帯域窓の移動幅を 10 Hz とした。詳しくは、付録 B を参照のこと。 $n$  個の計測値をサンプルとして持つ信号を表面筋電図、遠位筋電信号において計測した状態において複数のバンドパスフィルタを適用した遠位筋電信号の絶対平均値の配列  $A_i$  は下式のように算出する。



$$\mathbf{B}_{(A_i, 20-500 \text{ Hz})}(k) = \frac{1}{\tau} \sum_{j=0}^{\tau-1} \{|BPF(\mathbf{a}_i, 20 - 500 \text{ Hz})(k - j)|\} \quad (5.6)$$

$$\mathbf{A}_i(k) = [\mathbf{B}_{(A_i, 20-500 \text{ Hz})}(k), \mathbf{B}_{(A_i, 20-170 \text{ Hz})}(k), \mathbf{B}_{(A_i, 30-180 \text{ Hz})}(k), \dots, \mathbf{B}_{(A_i, 340-490 \text{ Hz})}(k), \mathbf{B}_{(A_i, 350-500 \text{ Hz})}(k)] \quad (5.7)$$

$$\mathbf{A}_i = [\mathbf{A}_i(\tau), \mathbf{A}_i(\tau + 1), \dots, \mathbf{A}_i(n)] \quad (5.8)$$

$\mathbf{a}_i$  は  $A_i$  の位置に設置した電極で計測する生体電位信号を指す.  $i$  は電極位置の番号を指す.  $k$  は各信号のサンプル番号を表し,  $k = (\tau, \tau + 1, \dots, n)$  の値域を取る.  $BPF(\mathbf{a}_i, p - q \text{ Hz})$  は  $\mathbf{a}_i$  について  $p - q \text{ Hz}$  の通過帯域幅のバンドパスフィルタを適用した信号を表す. したがって,  $\mathbf{B}_{(A_i, 20-500 \text{ Hz})}(k)$  は  $\mathbf{a}_i$  について  $p - q \text{ Hz}$  の通過帯域幅のバンドパスフィルタを適用し,  $\tau$  のサンプル幅にて絶対平均値を算出した信号の  $k$  番目のサンプルとなる. 最終的に, 35 個の信号が  $A_0, A_1, A_2, A_3, A_4$  の位置で計測した各信号から算出できる.  $\mathbf{L}(k) = [\mathbf{S}_{L_0}(k), \mathbf{S}_{L_1}(k), \mathbf{S}_{L_2}(k), \mathbf{S}_{L_3}(k), \mathbf{S}_{L_4}(k), \mathbf{S}_{L_5}(k)]^T$  は式 5.3 の内容にて算出する. 5 チャンネルの遠位筋電信号について特徴量を算出した  $\mathbf{A}(k)$  を下式にて得る.

$$\mathbf{A}(k) = [\mathbf{A}_0(k), \mathbf{A}_1(k), \mathbf{A}_2(k), \mathbf{A}_3(k), \mathbf{A}_4(k)]^T \quad (5.9)$$

上述したように, 遠位筋電信号は対象筋肉の表面筋電図に加えて他の筋肉の表面筋電図の信号もクロストークとして混入する. また, 導電布電極を用いることで, 電極のずれなどに基づくノイズも考えられる. これらのクロストークやノイズは遠位筋電信号に対して非線形的に重畳してくると考えられる. 本研究では, 非線形推定手法を採用し, 勾配ブースティング回帰のアプローチを採った. 勾配ブースティング回帰は Boosting アルゴリズムの一つであり, 目標値との誤差の残差が小さくなるように推定器を直列に構築していくアルゴリズムである [85]. 推定モデル  $M$  は下式を満たすように  $\mathbf{L}(k)$  と  $\mathbf{A}(k)$  を用いて算出する.

$$\mathbf{L}(k) = M\{\mathbf{A}(k)\} \quad (5.10)$$

### 推定フェーズ

ユーザは筋電ソックスを着用し, データロガー等の計測システムを構築する. ユーザの運動中に 5 チャンネルの遠位筋電信号 ( $\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3, \mathbf{a}_4$ ) を計測する. 運動終了後, 計測した遠位筋電信号をデータロガーより抽出し, 計測した遠位筋電信号を用いて, 複数のバンドパスフィルタを適用した  $\mathbf{A}$  を算出する. 対象筋肉の表面筋電図から得られる絶対平

均値の  $k$  番目の推定値  $\hat{\mathbf{L}}(k) = [\hat{l}_0(k), \hat{l}_1(k), \hat{l}_2(k), \hat{l}_3(k), \hat{l}_4(k), \hat{l}_5(k)]^T$  は  $\mathbf{A}$  と  $M$  を用いて下式を満たすように算出する.

$$\hat{\mathbf{L}}(k) = M\{\mathbf{A}(k)\} \quad (5.11)$$

本提案方法論における計測情報  $\mathbf{s}$  は本実装においては生理的情報として遠位筋電情報が含まれる.

$$\mathbf{x} = f(\mathbf{s}) \quad (5.12)$$

関数  $f$  は特徴量算出関数であり, 本実装では複数のバンドパスフィルタ適用と絶対平均値算出が特徴量算出関数となる. 算出した特徴量  $\mathbf{x}$  に基づいて表面筋電図の絶対平均値  $c$  を下式のように算出する.

$$c = g(\mathbf{x}) \quad (5.13)$$

上記における関数  $g$  は本実装では Gradient Boosting Regressor で構築した推定モデルが該当する. 推定した絶対平均値に対してしきい値に基づく筋活動解析を行うことで局所的運動特性の解析が可能となる.

### 5.3 筋活動推定精度検証実験

5.2.4 にて述べたように, 筋活動の振幅特徴量である絶対平均値を特徴量として着目し, 対象筋肉の表面筋電図で算出される絶対平均値を提案手法を用いて遠位筋電信号より推定する. 本実験では 3 つの観点で実験を実施し, 評価を行う. 1 つ目は, 絶対平均値の推定誤差の検証である. 振幅特徴量は筋活動の ON/OFF イベントの検出や, 筋活動の収縮・脱力のタイミング・大きさの評価において重要である. したがって, 絶対平均値の推定精度は重要な評価項目である. 2 つ目は, 推定モデルの依存性の評価である. 靴下型の遠位筋電計測においては運動中に電極が外れる, もしくは推定器構築時の位置に対して変動してしまう可能性がある. 運動中の電極位置の変動における影響を評価するために, 推定モデルの依存性についても評価が必要である. 3 つ目は筋活動推定精度の検証である. 振幅特徴量を用いた筋活動解析の一つとしてしきい値に基づく筋活動のタイミングと大きさの解析がある [86, 87, 88]. 本実験を通じて上記 3 つの検証結果について述べる. 本実験は, 日本電信電話株式会社の NTT サービスエボリューション研究所と筑波大学との共同研究契約において実施したものであり, 筑波大学と NTT サービスエボリューション研究所の両者において倫理審査を実施した.

本提案手法の適用シーンの一つとして日常生活における歩行移動がある. 複数条件の歩行において提案手法の精度検証を行った. 本実験で設定した歩行の条件は速度と負荷の 2 変数において着目し, 「歩行 (2 km/h)」, 「歩行 (3 km/h)」, 「歩行 (4 km/h)」, 「歩

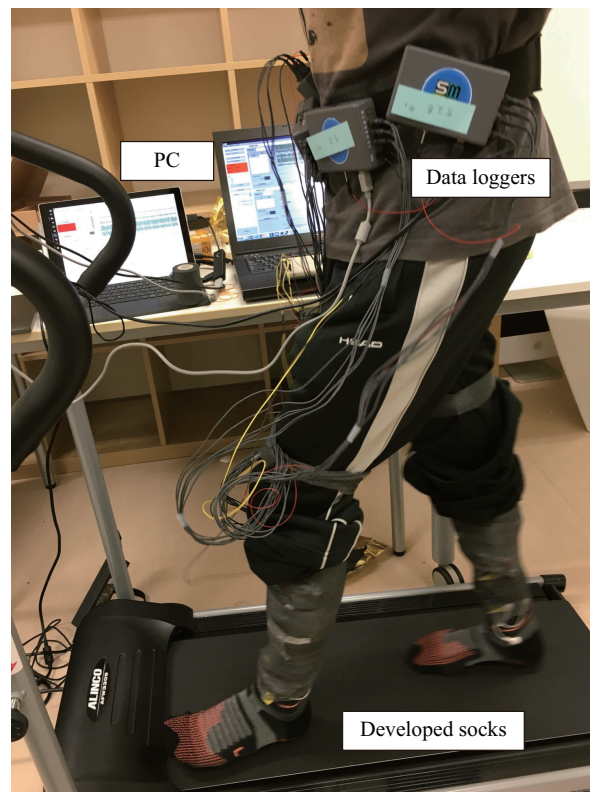


図 5.8 実験風景

行 (2 km/h) + 負荷 (7.5 kg)」とした。上記 4 タスクについてそれぞれ 60 秒実施するように被験者に課した。被験者に対して図 5.6 と同様に  $L_0 - L_5$  の位置に湿式電極を貼付し、 $A_0 - A_4$  は靴下に貼付した導電布型の電極を通じて両方の下肢の生体電位信号計測を行った。歩行に問題の無い 10 名の被験者 (平均 25 歳, 標準偏差 3.9) に対して実験を実施したが、2 名の被験者については計測信号にノイズ成分が多かったため解析対象から除外した。各被験者より「歩行 (2 km/h)」, 「歩行 (3 km/h)」, 「歩行 (4 km/h)」, 「歩行 (2 km/h) + 負荷 (7.5 kg)」の 4 条件における両方の下肢の対象筋肉の表面筋電図と遠位筋電信号を計測した。

図 5.8 にて実験風景を示す。 $L_0 - L_5$  での表面筋電図計測に用いる湿式電極は Ambu®Bluesensor Electrodes を用いた。計測した表面筋電図と遠位筋電信号は腰に装着したデータロガーを用いて計測する。データロガーは BioLog DL-2000 (S&ME Corp.) を用いた。本装置は、解像度 16bit にて 8 チャンネルの信号を 1 kHz のサンプリングレートで計測が可能である。本実験は片足で 11 チャンネルの計測が必要であるため、片方の下肢の信号計測に対して 2 つのデータロガーを用いて計測した。実験では両方の下肢の信号計測を行ったため、被験者は 4 つのデータロガーを腰に装着した。歩行においては、ALINCO 社の Electric Walker AFW3309 をトレッドミルとして用いて実施した。本実

験で用いる推定器は非線形推定手法である勾配ブースティング回帰を採用し、「xgboost」ライブラリを用いて実装した [89].

### 5.3.1 絶対平均値の誤差検証

#### 目的

対象筋肉の表面筋電図を用いて算出される振幅特徴量:絶対平均値について、提案手法を用いた遠位筋電信号から推定した推定値の誤差の有効性を検証する.

#### 解析方法

提案手法である複数のバンドパスフィルタを用いて特徴量を算出する手法との比較として、従来手法で主流に採られるアプローチである 20 – 500 Hz の通過帯域である単一のバンドパスフィルタ適用した手法をベースラインとして用いた. 本システムは各被験者の左右の足ごとに推定器を構築する. 特定の被験者 (対象被験者) の推定器を構築する場合には計測データを次のように学習データと検証データに割り当てた. なお, 左右の区別を行うこととし, 右足の推定器を構築する際は全被験者の右足の計測データのみを用い, 左足の推定器構築においては全被験者の左足の計測データを解析対象とした.

**対象被験者のデータ** 4条件の各データを2つに分割し, 一方を学習データに, もう片方を検証データに割当.

**対象被験者以外のデータ** 4条件の全てのデータを学習データに割当.

上記解析を通じて, 各被験者について4条件それぞれにおいて30秒の推定信号が検証用として得られる. 学習データ依存性を考慮して, 対象被験者のデータについては学習データと検証データの割当を入れ替えて行い, 各条件において検証データを結合し, 各条件60秒の推定値と実測値を得る.

実測値と推定値を用いた誤差の算出については, 平均平方二乗誤差 (Root Mean Squared Error) を用いた.  $N$  個のサンプルから成る実測値  $y$  と推定値  $\hat{y}$  の誤差の算出方法は下式の通りである.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2} \quad (5.14)$$

$y(k)$  は  $k$  番目の実測値を表し,  $\hat{y}(k)$  は  $k$  番目の推定値を表す. 上記誤差を複数バンドパスフィルタを用いる提案手法と, 単一バンドパスフィルタを用いるベースラインとの比較を行った.

表 5.3 提案手法とベースラインの誤差の中央値 [mV] の比較 (\*\*  $p < 0.01$ )

	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
Proposed	0.0125**	0.0186**	0.0349**
Baseline	0.0167	0.0220	0.0498

	腓骨筋	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
Proposed	0.0130**	0.0102**	0.0298**
Baseline	0.0170	0.0141	0.0459

表 5.4 各歩行条件における提案手法の中央値 (\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ )

	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
2km	0.0121**	0.0151	0.0372*
3km	0.0131*	0.0184	0.0369*
4km	0.0176	0.0237	0.0338*
load	0.0110**	0.0175	0.0338*

	腓骨筋	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
2km	0.0139	0.0095**	0.0269*
3km	0.0113*	0.0107**	0.0300*
4km	0.0176*	0.0127**	0.0347*
load	0.0112	0.0084**	0.0255

## 結果

8人の被験者の4条件それぞれについて平均平方二乗誤差を計算し、提案手法の誤差とベースラインの誤差について2群間の有意差検定を行った。表5.3に各対象筋肉の誤差の中央値と検定結果を示す。全ての筋肉において、提案手法の誤差がベースラインの誤差よりも低かった。また、全ての筋肉において提案手法とベースラインの群間においてMann-Whitney U検定を実施した結果、統計的に有意な差 ( $p < 0.01$ ) が見られた。

表5.4にて各歩行条件について全被験者の提案手法の推定誤差の中央値を示す。全ての筋肉において提案手法の推定誤差がベースラインに対して低かった。各歩行条件で得られ

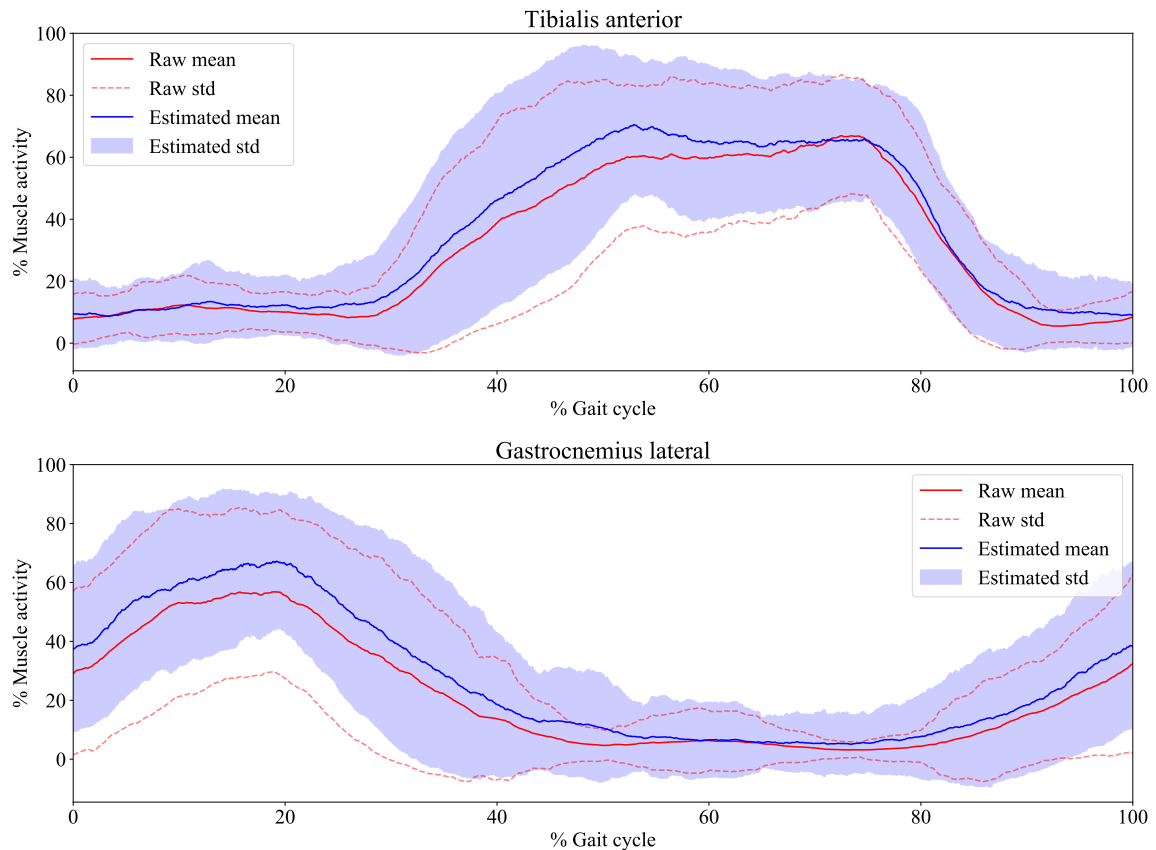


図 5.9 絶対平均値の実測値と推定値について全被験者の平均値

た全被験者の推定誤差における提案手法とベースラインの群間について Mann-Whitney U 検定を実施した。複数の歩行条件と筋肉の組み合わせにおいて提案手法とベースラインの群間について統計的な有意差が得られた (\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ )。

歩行における絶対平均値の実測値と推定値を幾何学的な関係性を確認するために可視化を行った。歩行は周期的な運動である。本解析では、試験的に各被験者において特定のしきい値に基づいて歩行周期を検出して歩行周期を抽出した。全被験者の各歩行条件において 5 回の歩行を解析対象とした。全ての抽出した歩行サイクルについて時間方向と空間方向における正規化を実施した。1 歩行周期における原信号  $\mathbf{x}$  を用いて空間方向の正規化した信号  $\mathbf{x}'$  を算出する方法については下式の通りに行った。

$$\mathbf{x}' = \frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_{min}}{\mathbf{x}_{max} - \mathbf{x}_{min}} \times 100 \quad (5.15)$$

$\mathbf{x}_{max}$  は  $\mathbf{x}$  における最大値、 $\mathbf{x}_{min}$  は  $\mathbf{x}$  における最小値を指す。

時間方向の正規化については、各歩行周期における原信号の時間を 0 - 100 % とし、サンプリングレートが 1000 Hz の信号となるように線形補間を行った。正規化済みの全被験者の絶対平均値の実測値と推定値を用いて各時刻における平均値と標準偏差を算出した。

図 5.9 にて絶対平均値の実測値と推定値について全被験者の平均値と標準偏差の可視化例を示す。赤線が絶対平均値の実測値の平均値であり、赤い点線の範囲が各時刻における標準偏差を表す。青線は絶対平均値の推定値の平均値であり、紫の領域が各時刻における標準偏差を表す。上図は「歩行 (2 km/h) + 負荷 (7.5 kg)」の前脛骨筋における絶対平均値の実測値と推定値について全被験者の平均値と標準偏差を示し、下図は腓腹筋 外側について同様の可視化を行ったものである。図 5.9 より、絶対平均値の実測値と推定値の時間・空間の変動特性は同様の傾向であることが確認できる。

### 5.3.2 推定モデルの依存性検証

#### 目的

運動に伴う電極位置・状態の変動の観点における推定モデルの依存性を検証する。

#### 解析方法

本実験では各被験者より 4 つの歩行条件のデータが 60 秒ずつ得られている。運動に伴って電極位置・状態が変動するのであれば、60 秒間の間に計測する遠位筋電信号の性質が変化すると思われる。本解析においては、各被験者で計測した各条件のデータをそれぞれ 2 分割し、前半のデータを電極位置・状態の変動が小さい、後半のデータを電極位置・状態の変動が大きいデータと仮定した。推定器は各被験者の各条件について推定器を構築することとし、対象被験者の推定器構築においては、本人の一部データに加えて他被験者の全ての計測データを学習データとする。各被験者の各条件において、計測データの前半を学習データとして推定器を構築し、計測データの後半を検証データとして推定値を算出する場合と、計測データの後半を学習データとして推定器を構築し、計測データの前半を検証データとして推定値を算出する場合の 2 つについて誤差を比較した。推定誤差は 5.14 にて示す平均平方二乗誤差を用いて算出した。

#### 結果

表 5.5 にて各被験者の各条件における前半データと後半データそれぞれを学習データに用いた際の推定誤差を示す。前半を学習データとして用いて算出した誤差と、後半を学習データとして用いて算出した誤差は、表 5.3 と表 5.4 で得られた推定誤差よりも低い結果となった。更に、前半を学習データとして用いて算出した誤差と、後半を学習データとして用いて算出した誤差の群比較を Mann-Whitney U 検定にて行った結果、全ての筋肉において有意差はみられなかった ( $p > 0.05$ )。

表 5.5 前半データと後半データそれぞれを学習データに用いて算出した推定誤差の中央値

	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
First model	0.0111	0.0175	0.0351
Second model	0.0107	0.0164	0.0331

	腓骨筋	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
First model	0.0100	0.0076	0.0269
Second model	0.0100	0.0088	0.0251

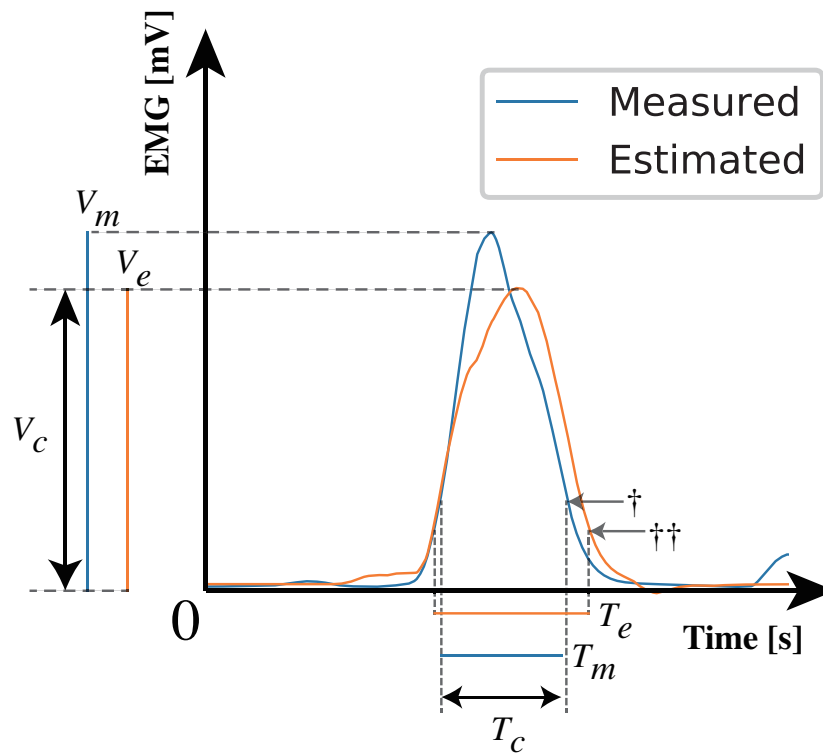


図 5.10 しきい値に基づく筋活動の時空間解析

### 5.3.3 筋活動推定の精度検証

#### 目的

振幅特徴量に基づく筋活動のタイミングと大きさの検出精度を検証する。



表 5.6 提案手法による実測値に対する推定値の筋活動の時間精度の中央値

	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
2km	0.896**	0.762	0.773*
3km	0.923**	0.824	0.843*
4km	0.937*	0.852	0.837*
load	0.911**	0.788	0.792*

	腓骨筋	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
2km	0.820	0.931*	0.861
3km	0.861*	0.939*	0.885*
4km	0.823	0.910*	0.896
load	0.796	0.933*	0.858*

#### 解析方法

図 5.10 に示すように、絶対平均値の実測値と推定値に対してしきい値に基づく筋活動解析を行う。しきい値に基づく本解析では最大振幅に対して 10-30 % の値をしきい値にする手法がある [86]。本解析においては試験的にしきい値の比率を 20 % に設定した。図 5.10 においては、† は実測値における最大値の 20 % の値であり、†† は推定値における最大値の 20 % の値を表し、それぞれがしきい値となる。実測値、推定値においてしきい値を超えている時間をそれぞれ  $T_m, T_e$  とし、しきい値を超えている区間の最大値をそれぞれ  $V_m, V_e$  とする。 $T_c, V_c$  はそれぞれ  $T_m, T_e, V_m, V_e$  が重複している時間、振幅を表す。実測値に対する推定値における筋活動の時間精度 (Temporal accuracy)、空間精度 (Spatial accuracy) は下式のように算出する。

$$\text{Temporal accuracy} = \frac{T_c}{T_m + T_e - T_c} \quad (5.16)$$

$$\text{Spatial accuracy} = \frac{V_c}{V_m + V_e - V_c} \quad (5.17)$$

各被験者の各条件で計測したデータにおいて本解析を行い、提案手法とベースラインにおいて筋活動の時間・空間精度の比較を行った。

表 5.7 提案手法による実測値に対する推定値の筋活動の空間精度の中央値

	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
2km	0.866*	0.779	0.790*
3km	0.877*	0.818	0.819**
4km	0.860*	0.794	0.835
load	0.880*	0.773	0.765**

	腓骨筋	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側
2km	0.844	0.887*	0.830*
3km	0.858	0.911**	0.858*
4km	0.855	0.901*	0.842*
load	0.835*	0.899**	0.827*

## 結果

表 6.3.1 と表 6.3.1 にて全被験者の各条件で算出した、提案手法で算出した推定値の実測値に対する筋活動の時間精度と空間精度の中央値を示す。多くの結果は 80 % 以上の結果であり、全ての推定精度はベースラインよりも高い結果となった。各筋肉において提案手法の結果群とベースラインの結果群について Mann-Whitney U 検定を行った結果、複数の筋肉と歩行条件において統計的に有意な差が確認された (\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ )。

## 第 6 章

# 考察

### 6.1 第 3 章の考察

#### 6.1.1 動作モニタリングに基づく認知特性推定

心的負荷の評価として「乗り心地」に着目し、本提案方法論に基づいて慣性情報と心拍情報から 138 次元の特徴量を求めて乗り心地のスコアを推定する手法について評価実験を行った。12 名の被験者に対して 4 種のコースにおける乗り心地スコア推定精度検証実験の結果、表 3.4 にて示すように心拍情報のみを用いた推定手法に対して統計的に有意に精度向上をすることができた。また、図 3.8 にて示すように提案手法とベースライン 2（心拍情報のみ）についてはコース A において 5% 水準 ( $p = 0.0107 < 0.05$ ) での精度向上、コース D において 10% 水準 ( $p = 0.0562 < 0.1$ ) での精度向上が確認できた。また、提案手法とベースライン 1（慣性情報のみ）についてはコース B において 10% 水準 ( $p = 0.0562 < 0.1$ ) での精度向上を確認できた。したがって、提案手法が従来手法に対して多くの種類の移動環境に対して精度向上に寄与していることが確認できた。

コース B は車幅は狭いが走行コース自体に変化は無いため、慣性情報特徴量の特徴量傾向は小さいと想定される。したがって、ベースライン 1 のような従来手法を用いても推定精度が高くないと想定される。一方で、車椅子利用者への心理的負荷を通じ、生体情報の特徴量傾向は表出すると想定される。よって、ベースライン 1 に対する有意差の検証を通じて、従来手法よりも本提案手法が適用可能な路面状態が多いことを確認できる。この結果からは、提案手法が生体情報のみのベースライン 2 に対しては有効であるとともに、検定において明確な差が示されなかったことから従来研究で主に採られるアプローチである慣性情報のみのベースライン 1 と同等以上の精度で推定可能であると言える。

提案手法はコース B においてベースライン 1（慣性情報のみ）に対して有意な精度向上を確認できたことから、凸凹の路面状態における振動を通じて不快にさせるようなコース

C, コース D を従来研究同様以上に捉えることができるだけでなく, 従来研究では捉えることが困難であった, 物理的に直接の影響は及ぼさないが心理的に不快にさせる路面状態 (コース B) も捉えることが可能であることが示唆される. これは北林らが示したような, 歩行者が環境から受けるストレスと心拍変動情報の関係性における知見と同様の傾向であると考えられる [10].

### 6.1.2 認知特性の性質

図 3.7 にて示す各コースにおける被験者の平均乗り心地スコアについては, 各コースにおいて試行回数が増えるほど乗り心地スコアが上昇する結果となった. これは, 同一のコースにおいても試行回数が増えると安心, 安全, 安定, 快適の観点で心理的な負荷が低くなるという認知特性を表すと考えられる. 試行回数が増すほどスコアが上昇するのは「慣れ」による影響が考えられる. すなわち, 本研究で取り組んだ“乗り心地”は, 走行回数によって変動するものであることが示された. 一方で, 同一の状況でない場合は同じ位置においても“乗り心地”が増減することも想定されるため, 走行回数は乗り心地スコアに影響する因子ではあるが, 回数に従って単純に減衰していくものとは考えにくい. コース D が他のコースと比べて差分が小さく, かつ統計的な有意差は生じなかった. この理由としては, コースの複雑さが関わっていると考えられる. コース D は他のコースに比べて走行幅制限と段差を設けているため複雑であり, 「慣れ」が生じるまでに時間が必要であったと考えられる.

### 6.1.3 認知特性推定に寄与する特徴量

図 3.9 に示す特徴量の乗り心地スコア推定における重要度の分析において, 詳細な特徴量としては [y 軸角速度の max], [x 軸角速度の ptp], [x 軸角速度の min], [SDNN], [x 軸加速度の var] が重要度の上位 5 つに含まれていた. これら特徴量は各コース, すなわち乗り心地において, 慣性情報と生体情報の特徴量に固有の傾向があり, これら特徴量では顕著に異なるという結果となった. コース A における提案手法の乗り心地推定精度がベースライン 2 との比較において 5% 水準にて有意差が見られたことや, コース C に比べてコース D のベースライン 2 の推定精度が低い理由としては, 生体情報に基づく特徴量に分散が大きいためであることが考えられる. コース C, D における提案手法の乗り心地推定精度がベースライン 1 との比較において有意差が見られなかった要因の一つとして今回の実験で用いたコースの環境が考えられる.

図 3.2 に示すように, 本実験では不快な揺れを模擬するための段差を 4 コース中 2 コースに設けた. 段差を通過する際, x 軸・y 軸角速度成分に対して大きい変動を及ぼす. 乗

り心地スコア推定における重要特微量の分析結果（図 3.9）において、 $x$  軸角速度と  $y$  軸角速度特微量の重要度が高いことを考慮すると、段差による不快な揺れが乗り心地スコアに影響を与え、その段差の推定に  $x$  軸・ $y$  軸角速度特微量が大きく寄与していたからだと考えられる。走行幅を制限したコース B・D においては、走行幅が制限されている領域（紙コップが置いてある領域）に入る際は速度を減衰させて調整し、走行幅が制限されている領域を終えた際に加速している被験者が多く観察された。このような走行幅に応じた人の車椅子操作特性が、車椅子の前後方向の加速度変動に対して影響を及ぼし、 $X$  軸加速度特微量の重要度が高かった要因の一つであることが示唆される。HRV 特微量の重要度は  $x$  軸加速度、 $y$ ・ $x$  軸角速度特微量に次いで高く、本研究の提案手法の妥当性を示す結果となった。HRV 特微量に関しては、SDNN, mRR, RMSSD などの特微量が重要度上位に含まれている。本実験の走行環境がこれらの特微量に対して影響を及ぼした理由については、より詳細な走行環境に基づく計測と分析が必要である。以上より、ベースラインと比較して提案手法の有効性を示した。また、慣性情報と生体情報それぞれの特微量が高い重要度を表していることから、提案手法が妥当であることも示唆された。

図 3.10 に示す、設問ごとの重要特微量分析結果からは各設問に寄与した特微量を分析することが可能である。Q8:「コースを遵守できましたか」に関しては、 $z$  軸角速度特微量の重要度が大きい。これはコースを遵守するためには車椅子の向きや位置の調整操作が必要であり、向きや位置の調整操作が  $Z$  軸回転の角速度情報として表していると考えられる。

Q1:「緊張しましたか?」、Q4:「慎重な操作が必要でしたか?」、Q7:「コースを簡単・滑らかに走行できましたか?」、Q8 に関しては HRV 特微量が大きく寄与していた。Q1 に関しては緊張と HRV 特微量には相関があるという従来研究の報告を裏付ける結果であった [59]。一方で、操作内容に関する質問項目 Q4, Q7, Q8 に対して HRV 特微量の重要度が高くなった要因としては、「慎重な操作」や「滑らかに走行する」、「コースを遵守する」といった意識が被験者の心理状態に作用し、その結果 HRV 特微量として表出したものと考えられる。Q6:「不快な揺れを感じずに走行できましたか?」に関しては、 $y$  軸加速度・角速度特微量の重要度が高い。この結果から、人は横方向の加速度、前後方向の傾斜を体感すると不快な揺れと感知することが示唆される。振動周波数や強度、方向を変化させた際のデータを更に計測することで、人が不快と感知する物理特微量を記述することができ、路面状態に対して「不快さ」を評価することが可能になると考えられる。この分析を通じて特微量の重みを考慮することで、「危険を感じずに走行できる」ルート選択や、「不快な揺れを感じずに走行できる」ルート選択などの要求に応じることが可能になる。

#### 6.1.4 本技術の適用可能性

本技術は車椅子利用者の安全，安心な移動を支援することが可能であると考えられる。車椅子利用者の持つ移動時の課題の一つとして，移動障壁（バリア）がある。移動障壁は物理的な障壁だけでなく，内閣府の障がい者基本計画にて定義されているように，圧迫感や恐怖感といった心理的な障壁も含まれる [48]。本検討で用いた「乗り心地」は安定性，安心性，快適性，安全性の 4 つの観点で構成されるため，心理的な障壁としての情報収集が可能である。したがって，車椅子の移動に伴う動作モニタリングを通じて，心理的な障壁の情報がクラウドソーシング形式でバリアフリー情報として集約していくことが可能になると考えられる。環境に対する心的負荷が移動者の注意の範囲や思考行動の領域を限定する可能性がある。上記のように，心的負荷の低い路面環境を集約することができれば，心的負荷の低い経路計画が可能になると考えられる。心的負荷の低い経路計画に伴って移動機会の向上，移動範囲の拡大に繋がることでバリアフリー情報の拡大が期待される。

#### 6.1.5 課題

本技術における課題は下記 2 点が考えられる。

- 認知特性の変動性を考慮した推定手法の検討
- 歩行移動への適用拡大

図 3.7 にあったように，認知特性は環境に対する移動頻度や移動者の能力によって変化すると考えられる。本実験では各コースについて連続で 3 回走行したが，走行の間隔によっても認知特性への影響は変動すると考えられる。上記を考慮するためには，特定のコースを走行する間隔や頻度，移動者の能力の観点をパラメータとして実験を実施することで，コースに対する認知特性の変動性を考慮した推定が可能となると考えられる。一方で，移動の間隔や頻度は様々な組み合わせがある。また，移動者の能力の評価についても移動速度，エネルギー消費，車体の揺れなど複数のパラメータがあるため全ての組み合わせの検討が困難である可能性がある [90, 91]。乗り心地スコアのアンケートの回答負荷を低減する手法 [92] と共に，実フィールドへ本技術を展開して大規模なデータを収集していくことが認知特性の変動性解決に向けた妥当なアプローチと考えられる。

歩行者についても，ストレスに関わる心拍情報の LF/HF 特徴量と移動環境の調査の結果，環境の混雑度がストレス向上に寄与していることが明らかになってきている [10]。慣性情報も上記研究に加えることで，認知特性の推定精度向上が可能になると考えられる。一方で，歩行は全身の筋肉を使う運動であり，歩行に伴って心拍特徴量の特性が変動して

しまう可能性がある。この問題についても、路面の傾斜、乱雑さ、移動面積、移動能力などパラメータが多岐に渡るため、実フィールドへの適用を通じた大規模データを元に検討を勧めていく必要がある。

## 6.2 第4章の考察

### 6.2.1 動作モニタリングに基づく全身運動特性推定

本提案方法論に基づいて、歩行者の頭部、胸部、両足首部に設置した慣性センサにて慣性情報を計測し、算出した特徴量を用いて臨床的な運動評価の指標である TUG テストの時間を推定する手法について評価実験を行った。TUG テストで構成される運動内容と同様の運動が生じる日常生活での移動として段差踏破に着目した。図 4.6 にて示すように、3 cm の条件における推定誤差は平均 1.69 秒（標準偏差: 2.24 秒）、8 cm の条件における推定誤差は平均 1.54 秒（標準偏差: 2.24 秒）で推定が可能であった。本結果より、転倒可能性が高まるカットオフ値 13.5 秒に基づいて考えると、カットオフ値 - 推定誤差 より高い推定値の歩行者については転倒可能性が高い歩行者として検出が可能であると考えられる。

図 4.5 における各被験者の TUG テストの時間と推定誤差の関係より、カットオフ値より低い TUG テスト時間の被験者の推定誤差に対して、カットオフ値より高い TUG テスト時間の被験者の推定精度は低い。この結果となった理由の一つとしては、被験者の多くが TUG テスト時間がカットオフ値より低い TUG テスト時間であったためだと考えられる。一般的に、機械学習手法においては高精度を得るためには有効な学習データを多数用意する必要がある。本研究で採用した Random Forest においては、末端ノードに到達するデータと出力値の誤差に基づいて決定木を更新するアルゴリズムであるため、カットオフ値より低い TUG テスト時間の方が Random Forest の学習を詳細にできたと考えられる。カットオフ値より高い TUG テスト時間の推定精度を向上させるためには、カットオフ値より高い TUG テスト時間を持つ歩行者のデータを多数用意するのが妥当である。

### 6.2.2 TUG テスト時間の推定に寄与する特徴量

本研究においては、TUG テスト時間の推定における各特徴量の重要度を比較した。この分析は身体運動学における歩行運動の理解の観点と、実世界適用のシステム検討の観点において重要である。また、実世界への適用を考慮する際は身体へのセンサ設置のユーザ負荷と推定精度はトレードオフである。実世界適用における取捨選択の判断において重要な知見であると考えられる。

重要度の結果より段差踏破前と段差踏破後の比較においては、段差踏破前の重要度が統

計的に有意に高かった。段差踏破における歩行解析の研究は複数報告されているが、段差踏破前と後の信号特性の検討報告は少ない [93]。段差踏破における運動のフェーズとしては、認知科学的運動制御プロセスに基づけば、障害物と自身の運動状態を知覚し、脳内で障害物の位置、形、自身との距離について認知し、障害物を回避する歩行方略の計算を脳内で実施した後に、各筋肉へ制御信号が送られる [94]。本解析で対象とした段差踏破の時刻は段差を跨いだ後の踵接地時としているため、踵接地前の2秒間の運動が踵接地後2秒後の運動よりも重要であったことを意味する。すなわち、段差踏破前に算出した歩行方略に基づいた歩幅調整、段差踏破時の軸足による片足立位から踵接地までの姿勢制御の運動状態が重要である。

頭部、胸部、両足首の特徴量の重要度に比較においては、両足首の特徴量が重要であることがわかった。足首の特徴量が重要であった結果については、中條らの段差踏破における下肢の Toe Clearance 解析においても足関節角度にて有意に変化があったことから同様の現象に基づいて得られた結果と考えられる [95]。両足首の特徴量が重要であった理由としては、歩幅調整、遊脚期の足の軌跡、踵接地の衝撃などが TUG テスト時間と相関があることが示唆される。高齢化や身体障害によって、体幹を上下に動かさずに足を床面に平行に滑らせて全身する「すり足歩行」となる状態も多くある [96]。このような歩行形態も足首の慣性情報で特徴化することが可能であると考えられる。右足首と左足首に統計的な有意差が生じなかった一つの理由としては、歩き出しの足を左右均等に統制したことが起因していると考えられる。日常生活において段差踏破する足の左右の頻度と利き足の関係性を明らかにする必要がある。

### 6.2.3 本技術の適用可能性

ヘルスケアの分野において、健常な高齢者の健康寿命の延伸に寄与できると考える。加齢に伴う筋骨格量や筋力が低下する状態であるサルコペニアと、体の予備力が低下して身体機能障害に陥りやすい状態であるフレイルは、要介護に至る前段として捉えることができる [21, 97]。フレイルモデルは、自立状態とフレイル状態と要介護状態の3状態で構成され、高齢者は生活習慣と加齢進行状況に応じて、3状態を行き来する。本技術は運動特性の低下の早期検出に寄与する技術であるため、サルコペニアやフレイルの状態の検出に寄与すると考えられる。現状、日常生活においてサルコペニアやフレイルを推定する手法は少ないため、本技術で推定する TUG テストの時間とサルコペニアやフレイルの関係性を明らかにすることで適用できると考える。また、サルコペニアやフレイルにはそれぞれ診断方法があるため、各診断方法と計測データとの関係性を明らかにすることで、直接的にこれらの状態を早期に検出できると思われる。

健康寿命と平均寿命の差は男性においては9.13年、女性においては12.68年となってい



る [98]. 平均寿命の延伸に伴い, 健康寿命との差が拡大すれば, 医療費や介護給付費の多くを消費する期間が増大することになる. 疾病予防と健康増進, 介護予防などによって, 平均寿命と健康寿命の差を短縮することができれば, 個人の生活の質の低下を防ぐとともに, 社会保障負担の軽減も期待できる.

#### 6.2.4 課題

本技術の課題は下記3点である.

- TUG テスト時間の推定精度向上
- TUG テスト時間のカットオフ値よりも高い歩行者への精度向上
- 段差踏破以外の運動を対象にした推定手法の検討

TUG テスト時間の推定精度については, 結果で示したように 3 cm の条件における推定誤差は平均 1.69 秒 (標準偏差: 2.24 秒), 8 cm の条件における推定誤差は平均 1.54 秒 (標準偏差: 2.24 秒) であった. 本推定誤差の有効性については, 本技術を健常高齢者に適用して理学療法士も含めて長期的な評価を実施していく必要がある.

TUG テスト時間のカットオフ値よりも高い歩行者への精度向上については, 上述したように, TUG テスト時間のカットオフ値よりも高い歩行者のデータを多数用意して推定モデルを構築するのが妥当なアプローチの一つである. 一方で, 身体の慣性情報だけでなく, 他のセンサ情報を用いる手法もある. TUG テスト時間のカットオフ値よりも高い歩行者については杖などの歩行補助器を用いているケースも考えられる [99]. 杖に力覚センサや慣性センサを組み込み, これらの情報に基づいて歩行を解析する手法がある [100, 101]. 靴底に圧力センサを組み込んで歩行を解析する手法もある [23, 102]. 身体へのセンサ組み込みに対して, 日用品へのセンサ組み込みは, 空間や環境にセンサが溶け込んでいるためユーザの利用負荷が低いと考えられる. 上記技術の検討も進めながら, 実世界への適用可能性を探っていく.

本研究では推定運動特性との親和性が高い日常生活での運動の一つとして段差踏破に着目した. 実際に日常生活に適用する場合は, 着目する運動が生じる頻度も重要な観点である. 推定運動特性との親和性が高く日常生活で発生し得る運動としては, 階段昇降運動や傾斜路面の移動などが考えられる. 段差踏破も含めて, 日常生活における運動の内容は人々の生活環境に依存する. それぞれの運動内容に対して推定モデルを構築し, 生活環境に基づいて運動内容ごとに重みを設定して推定することで高精度化が図れると考える. また, 推定運動特性との親和性が低い運動も対象にすることで, 日常生活の長時間の運動が解析対象にできると考えられる. 例えば, 一つの対象として平面歩行がある. 平面歩行を解析対象に加えることで解析頻度の向上が見込めるが, 推定精度への影響については検証

していく必要がある。

## 6.3 第 5 章の考察

### 6.3.1 動作モニタリングに基づく局所的運動特性推定

本提案方法論に基づいて、歩行時の遠位筋電信号から算出した特徴量に基づいて下肢の筋活動を推定する手法について評価実験を行った。表面筋電図の解析については、振幅特徴量と周波数特徴量に基づく解析に大別できる。振幅特徴量については、絶対平均や二乗平均平方根が用いられるが、この特徴量は対象とする筋肉の活動の ON/OFF 状態、筋収縮や脱力のタイミング・大きさの検出が主な用途となる。歩行時の筋活動解析の観点から振幅特徴量を採用して実装を行った。着衣型の表面筋電図計測は計測対象筋の拡大に伴って、電極設置領域、高着圧領域が拡大し、着用が困難になるという課題があった。上記課題に対して、遠位筋電信号は伝搬してきた複数筋肉の生体電位信号を一定領域内に設置した電極アレイを通じて計測、筋活動を推測することになるため、計測対象筋の拡大においても着用困難性に影響が出ないという性質がある。

図 5.3 と表 5.2 に示す予備実験の結果より、底背屈の運動について遠位筋電信号に基づいて下肢筋活動の推定は一定精度で可能であることが確認した。本研究では、複数のバンドパスフィルタに基づく遠位筋電信号処理を提案した。下肢筋活動推定の精度検証においては、比較対象として従来研究で多く用いられる単一のバンドパスフィルタに基づく信号処理手法と比較した。複数の歩行条件における下肢筋活動推定精度検証実験においては、2 km/h, 3 km/h, 4 km/h, 2 km/h + 7kg 荷重の 4 条件においてベースラインよりも高精度に筋活動が推定できることを確認した。本研究を通じて、遠位筋電信号に基づく筋活動推定の有効性について確認することができた。

振幅特徴量を用いている目的である、筋収縮や脱力のタイミング・大きさの検出についての有効性を評価するために、図 5.10 に示すように、各筋肉の活動タイミングと大きさの分析の観点で提案手法の有効性について評価した。表と表に示す結果より、提案手法を用いることで多くの歩行条件と筋肉において 80% 以上の精度で分析が可能であることを示した。また、多くの歩行条件と筋肉の組み合わせにおいて、ベースラインに対して有意に精度向上を示した。歩行は日常生活の多くのシーンにて生じるため、上記精度で十分に歩行時の筋活動評価が可能であると考えられる。

### 6.3.2 遠位筋電信号処理

実世界への適用においては、計測環境構築の容易性が重要な観点である。計測環境構築を容易にするためには、ユーザの手数を最小限に抑える必要があり、そのためにも着用型

の筋電計測システムは有力であると考え。着衣型筋電計測システムは高着圧領域が大きくなり着用が困難になるという課題があるが、遠位筋電信号を用いることで一定の解決ができると考える。また、対象とするタスクや筋部位によっては、電極設置が理想通りにできない可能性もある。このような状況においても遠位筋電信号を用いることは有効であると考え。

遠位筋電信号は複数の筋肉が密集する腱付近で計測するため、対象筋肉の生体電位信号だけでなく、他の筋肉の生体電位信号も多数含まれる。したがって、対象筋肉の活動を推定するための特徴量を抽出する信号処理が必要不可欠である。本研究では複数の通過周波数帯域に基づく複数のバンドパスフィルタを適用する信号処理を提案し、ベースラインとの比較を通じて有効性を確認した。すなわち、遠位筋電信号に含まれる他の筋肉の筋電図の除去については、周波数成分に着目すると有効である可能性がある。Lowery らや Viljoen らが行ったシミュレーションによると表面筋電図の計測は対象筋肉から離れた位置で計測するほど中央周波数が低下するという報告を鑑みても、周波数成分に着目することの重要性については共通結果であった [83, 84]。

本結果が得られた理由は2つ考えられる。一つは個々の筋肉が持つ表面筋電図の周波数特性が異なる可能性がある。すなわち、脊髄から各筋肉に伝達される $\alpha$ 運動ニューロンの発火周期が異なる可能性がある。脊髄には筋繊維と接続する前角細胞があり、末梢神経を通じて $\alpha$ 運動ニューロンを伝達する [34]。各筋肉が独立した前角細胞に接続するのではなく、複数の前角細胞に接続しており、個々の前角細胞の発火頻度・強度に応じて各筋肉の運動が定まる。したがって、接続する前角細胞の発火頻度・強度に応じて各筋肉の周波数特性も異なると考えられる。もう一つは生体電位信号の伝搬経路の伝搬速度、経路長に応じて周波数特性が変動している可能性がある。周波数特性は生体電位信号の伝搬速度によって変動し、伝搬経路が長いほど伝搬速度の影響を受けると考えられる。

遠位筋電信号処理の制約としては、生体電位信号の伝搬特性に基づいた電極設置、信号処理を行う必要がある。すなわち、計測対象の筋肉の腱付近までが遠位筋電信号の計測として可能な位置である。それ以外の位置で計測した信号は筋肉の協調動作に基づいて一定の相関性が得られるかもしれないが、物理的な生体電位信号の関係性としては存在しない。電極サイズ、電極位置については、対象筋肉の生体電位信号の伝搬特性、着衣型計測システムにおける電極の安定性、インピーダンス等に基づいて設計する必要がある。

### 6.3.3 本技術の適用可能性

本技術はサルコペニア・フレイル等の加齢に伴う身体機能の低下の早期検出に寄与すると考える。日常利用を目的とする既存の歩行分析手法については、歩数などの量的データしか用いておらず、多岐に渡る身体機能の低下の現象・要因を探るには詳細なデータを取

得できることが望ましい。一歩の中における筋活動の状態、遷移等を詳細に把握することで歩行の質的観点におけるデータ計測が行えると考ええる。

遠位筋電信号に基づく筋活動解析は福祉分野だけでなく、スポーツ分野への適用も有効である可能性がある。スポーツ分野においては、競技によって電極が設置できる領域が厳しく制限される。このような状況においても、設置可能な位置に電極を設置した上で、生体電位信号の伝搬特性に基づいて遠位筋電信号を計測することで運動解析が可能になると考えられる。一方で、本技術は学習データと同様の筋活動、生体電位信号の伝搬特性という条件以外において精度の保証ができない。したがって、事前に実際の運動時の学習データを多数用意する必要があるが、事前に学習データを取得できないようなシーンにおいては適用が困難であると考ええる。

### 6.3.4 課題

本技術の課題は下記の 2 点である。

- 長期的な計測
- 計測器の小型化・軽量化

長期的な計測を実現するためには長期的な推定精度検証が必要である。筋電ソックスの着脱に伴う電極位置の変動の大きさと、それに伴う推定精度への影響について評価が必要である。また、本研究では銀メッキが施されている導電性布を電極としたが、金属アレルギー保持者においてどの程度利用が可能であるのかについて検証が必要である。近年は金属を用いない導電性布の商用可も進んでいるため、様々な導電布を用いて長期計測・利用に適した素材の選定も必要である。

本研究ではデータ計測は市販のデータロガーを用いた。本データロガーはウェアラブル用途ではないため、ユーザが日常生活で利用するには適さない。また、電気信号の計測についても、靴下からスナップとワイヤを經由して腰元のロガーにて計測したが、日常生活においてはシステムが煩雑であり利用に適さないと考ええる。計測器の小型化・軽量化を通じて靴下に設置する形式が望ましい。想定ユーザである高齢者に対して、上記の遠位筋電信号計測靴下と計測器の利用の困難性について評価していく必要がある。表面筋電図、遠位筋電信号ともに微弱な電気信号を計測するためのアンプ回路、ノイズフィルタ回路が必要であり、更に 1000 Hz で複数チャンネル計測するだけの CPU と記憶領域が必要である。これらの処理を数時間行えるだけのバッテリーも含めて計測器の設計・開発が必要である。

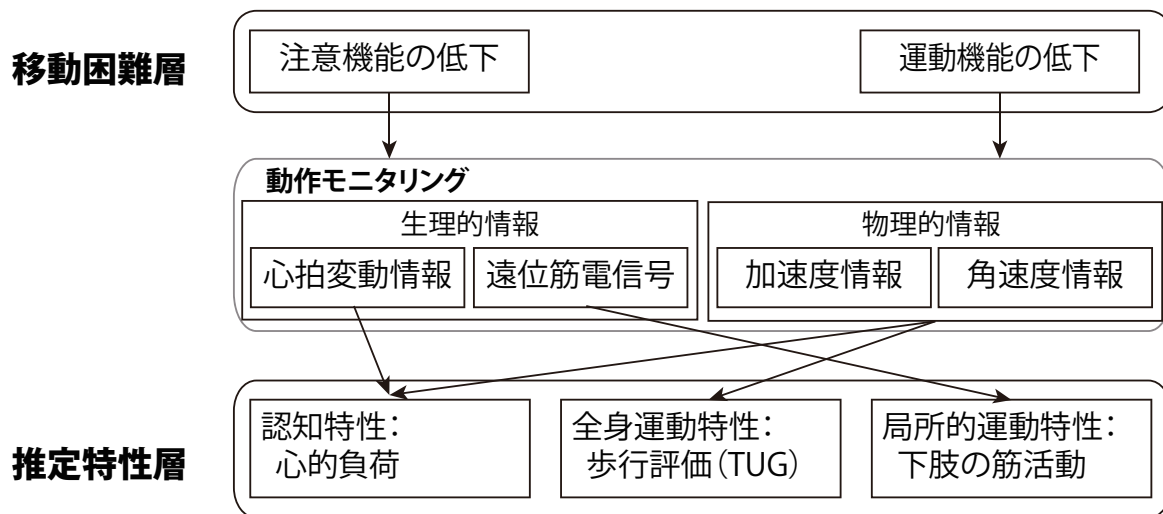


図 6.1 移動困難の予防に向けた動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定

## 6.4 全体の考察

本研究では、移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の方法論を提案し、図 6.1 にて示すように、慣性情報や心拍変動情報、生体電位情報から認知特性と全身運動特性と局所的運動特性の 3 特性を推定する具体的手法を実装して実現可能性を評価してきた。各章で述べたように、認知特性、全身運動特性、局所的運動特性について一定精度での推定が可能であると確認できた。このことから、移動の際の身体や運動に内在する認知・運動特性は、移動時に物理的もしくは生理的な情報として表出するということが明らかとなった。したがって、本論文の研究課題であった、「人の移動動作から、心的負荷や運動機能低下といった移動に伴う認知・運動特性を推定できるかどうか」という問いについては推定可能であると考えられる。

本提案方法論は、従来方法論において顕在化させて計測していた認知・運動特性を、移動時の動作モニタリングを通じて推定するアプローチを採っている。各章で述べたように推定値には誤差が含まれるため、医学的・臨床的といった高精度な計測が求められると想定されるフィールドにおける評価技術としては精度面において不十分である可能性がある。このようなフィールドにおいては必要な精度の明確化と共に本提案方法論の高度化を進めながら検討を進めていく必要がある。本技術は日常的に認知・運動特性を一定精度にて計測をし続けることを可能とする技術である。想定用途は日常生活での利用であり、日常的に計測し続けた認知・運動特性の変化を通じて移動困難の予防であったり、身体機能の低下の予測といった用途への進展が期待される。

計測負荷と推定精度はトレードオフの関係にある。本研究では日常利用を目指している

ため、ユーザにとって計測負荷が低い計測情報・方法を採用した。各章における評価を通じて、本人の時系列的な変化の観察や転倒のカットオフ値のスクリーニングとしての適用可能性を示してきたことで計測負荷に対して一定の実用的な精度を提示できたと考える。

本論文では3つの特性を推定対象として実装・評価を行った。慣性情報は心的負荷の推定とTUGテスト時間の推定においては共通的に有効であったという結果が得られているが、本論文においては共通的な動作モニタリング、すなわち計測情報の種類や解析方法の解明には至っていない。本論文では、認知特性推定においては慣性情報と心拍変動情報、全身運動特性推定においては慣性情報、局所的運動特性推定においては生体電位情報を用いて推定を行った。現状の方法論においては各推定特性に応じて計測情報の選定や解析方法の設計を逐次行っていく必要がある。これは本提案方法論における制約の一つと考えており、今後の検討を通じて普遍的な計測情報と特異的な計測情報の解明を進めていく必要がある。認知特性推定と全身運動特性推定の慣性情報のように、センサ情報は独立的に特定の認知・運動特性に関わっているということだけでなく、複合的に関わっているということが考えられる。普遍的に利用可能な計測情報・解析と特異的な計測情報・解析を明らかにしていくことで、社会実装の際に経済的・物理的観点で効率的にシステム構築・社会展開が可能になると考えられる。

本研究では健常者を対象として方法論の考察を進めてきたが、認知・運動特性に影響を及ぼす疾病患者への適用も検討していく。例えばパーキンソン病患者は歩行障害や認知機能障害が発生する疾病である。認知・運動特性に影響を及ぼす疾病患者においては、疾病の早期検出は改善や治療のために重要である。しかしながら、特定の医療機関での検査では早期検出は困難である場合がある。本技術の適用検討を通じて早期の疾病の検出につなげていきたい。

第3章より認知特性推定においては生理的情報と物理的情報の両方を用いることで推定が可能であることを明らかにした。第4章より、TUGテストを対象とした全身運動特性推定については、加速度・角速度情報に基づく慣性情報を用いることで推定が可能であることを示した。第5章より、下肢の筋活動を対象とした局所的運動特性推定については、臍付近で計測される遠位筋電情報を用いることで推定が可能であることを示した。以上より、推定対象となる認知・運動特性と生体計測情報との関係性を明確にする要件については、各特性と計測情報の関係性を明確化できたと考える。

日常生活での動作モニタリングを可能とする計測方法の提案に関する要件についても、第3章で用いた心拍情報については着衣型、装着型の計測機器が普及してきており、計測自体の障壁は低減されてきている。第3章、4章で用いた慣性情報についてもセンサの小型化、低価格化が進んできておりスマートフォンなどの日用品やウェアラブル機器への普及が進んでいるため、計測障壁は低いと考える。第5章で用いた生体電位信号に基づく筋活動解析については、従来技術で課題となっていた電極設置の手間、解剖学的知見が必要、

着用型システムでは高着圧になり着用が困難などの問題を解決する手法を提案・実現した。以上より、日常生活での動作モニタリングを可能とする計測方法の提案を達成したと考える。上記、研究課題への見解と制約、日常生活における移動を対象とした際のシステムに求められる要件の考察を踏まえて、本研究の目的であった、「移動に伴う動作モニタリングに基づいて移動時の認知・運動特性を推定する方法論の実現」を達成したと考える。

本研究の工学的意義としては、従来方法論では日常的な計測が困難であった認知・運動特性を日常的に推定することを可能にする方法論を提案し、計測負荷と推定精度のトレードオフの関係において実用的な精度の評価を行っている点であると考え。また、移動者の認知・運動特性に基づく移動支援技術において、認知・運動特性の把握は重要である。日常的な計測を実現する本方法論を用いることで移動支援技術の効率的な移動支援に貢献し得ると考える。そして、移動に伴う認知・運動特性は多種多様であり、今後異なる認知・運動特性を移動時の動作モニタリングから推定する研究を推進する際においても、本論文の知見を適用拡張していくことで加速的に技術化を進めることが可能であると考え。





## 第7章

# 結論

本研究は、移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定の方法論の実現を目的として、移動時に計測される生体計測情報に関連する認知・運動特性を選定し、生体計測情報から算出する特徴量を用いて認知・運動特性を推定する方法論の実装と評価を行ってきた。

第2章では、環境が移動者に与える心的負荷を推定対象として提案方法論の実装と評価を行った。心的負荷は注意機能の低下と関わっているため、継続的な観察を通じて注意機能の低下の検出や予測に繋がり得ると考えられる。歩行者を対象とした従来研究の知見に鑑みて、車椅子利用者への適用を通じて方法論の評価を行った。車椅子利用者を対象とする心的負荷の評価として「乗り心地」を主観評価にて求める手法が一般的であり、乗り心地には路面状態の複雑性に起因する物理的要素と移動空間の複雑性に起因する心理的要素の観点があるという仮説に基づいて、計測する情報を物理的情報と生理的情報を定義した。物理的情報は加速度・角速度情報、生理的情報は心拍変動情報を取扱い、4種の路面状態や路面空間の混雑さが異なる環境に対して乗り心地の度合いを推定する技術を実現した。環境が移動者に与える認知負荷について、環境の性質ごとに乗り心地の推定に寄与する物理的情報、生理的情報を明らかにした。

第3章では、本提案方法論に基づいて、歩行者の頭部、胸部、両足首部に設置した慣性センサにて慣性情報を計測し、算出した特徴量を用いて臨床的な運動評価の指標であるTUGテストの時間を推定する手法について評価実験を行った。TUGテストは歩行機能評価として用いられているため、推定したTUGテストの時間をを用いて歩行機能や転倒可能性の評価に繋がり得ると考える。計測対象とする動作については、日常生活の移動においてTUGテストが構成する運動内容との親和性が比較的高い運動であり、かつ転倒リスクとの関係も示唆されている段差の踏破を対象動作とした。段差踏破における物理的情報を用いたTUGテスト時間の推定技術の評価実験を通じて、TUGテストの時間の推定において段差踏破の前後という時間的観点と、計測部位という空間的観点において推定に寄

与する情報を明らかにした。

第4章では、本提案方法論に基づいて、歩行時の遠位筋電信号から算出した特徴量に基づいて下肢の筋活動を推定する手法について評価実験を行った。筋活動の計測については表面筋電図を用いる手法が主流であるが、電極設置において専門知識が必要であるため実世界への適用には適さなかった。この課題に鑑みて、着用型表面筋電図計測に着目した。着用型表面筋電図計測については、電極と肌の密着を安定させるために電極設置領域にて高着圧にする必要があるという性質があったが、これは簡易に着用するには適さない。この課題により、表面筋電図が腱付近に伝搬してきた遠位筋電信号を用いて下肢筋活動を推定する手法を提案した。実証実験を通じて、伝搬した遠位筋電信号から各対象筋の表面筋電図を推定が可能であることを明らかにしたとともに、複数通過周波数帯域によるバンドパスフィルタ適用の有効性も確認した。また、表面筋電図の振幅特徴量から筋活動の緊張・脱力のタイミングや強度が解析可能であることも明らかにした。

3特性推定技術の評価実験を通じ、本研究の提案方法論である、移動に伴う動作モニタリングに基づく認知・運動特性推定についての実現可能性については実現可能であるという結論に至った。一方で、複数の制約も確認することができた。一つは推定精度の観点で適用領域に制約があるという点であり、高精度の認知・運動特性の計測値が求められる領域においては適用が困難であると考えられる。もう一つは、本論文で実装した手法においては共通的な計測情報と特異的な計測情報が存在しているため、本研究の方法論では推定対象となる特性ごとに計測情報と解析方法の選定が必要であるという点である。各特性推定技術の評価実験より、生理的・物理的情報と認知・運動特性の関係性を明確にできた点と利用障壁が低い計測情報や計測方法を提案できた点も踏まえて、本研究の目的である移動に伴う動作モニタリングに基づいて移動時の認知・運動特性を推定する方法論の実現を達成したと考える。

## 参考文献

- [1] 守屋 聡子 and 原 寛道. “電動車椅子の導入により他の移動能力に向上が見られた一症例”. In: 九州理学療法士・作業療法士合同学会誌 2010 (2010), pp. 232–232. DOI: 10.11496/kyushuptot.2010.0.232.0.
- [2] 樋口 貴広 and 森岡 周. 身体運動学—知覚・認知からのメッセージ. 三輪書店, 2008.
- [3] Shinichi Iwasaki, Yoshiharu Yamamoto, Fumiharu Togo, Makoto Kinoshita, Yukako Yoshifuji, Chisato Fujimoto, and Tatsuya Yamasoba. “Noisy vestibular stimulation improves body balance in bilateral vestibulopathy”. In: *Neurology* 82.11 (2014), pp. 969–975. ISSN: 1526632X. DOI: 10.1212/WNL.0000000000000215.
- [4] 猪飼 哲夫. “高齢者における転倒の要因と対策 (<特集>高齢者の転倒を考える)”. In: 福祉のまちづくり研究 6.1 (2004), pp. 1–5. DOI: 10.18975/jais.6.1\_1.
- [5] Shin MURATA, Hiroshi OTAO, Jun MURATA, Jun HORIE, Junya MIYAZAKI, and Katsuhiko MIZOTA. “A Prospective Study of Relationships between Fall-Related Accidents in the Elderly Living in the Community and their Physical, Psychological, and Cognitive Functions”. In: *Rigakuryoho Kagaku* 24.6 (2009), pp. 807–812. ISSN: 1341-1667. DOI: 10.1589/rika.24.807.
- [6] Barbara L Fredrickson. “The broaden-and-build theory of positive emotions.” In: *Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci.* 359.1449 (2004), pp. 1367–78. ISSN: 0962-8436. DOI: 10.1098/rstb.2004.1512.
- [7] Barbara L Fredrickson and Christine Branigan. “Positive emotions broaden the scope of attention and thought-action repertoires”. In: *Cogn. Emot.* 19.3 (2005), pp. 313–332. ISSN: 02699931. DOI: 10.1080/02699930441000238.
- [8] Hiroki Kitabayashi, Xinpeng Zhang, Yasuhito Asano, and Masatoshi Yoshikawa. “An Analysis of the Walking Environmental Factors Affecting the Stress of Pedestrians for Route Recommendation”. In: *Proc. - IEEE Int.*

- Conf. Mob. Data Manag.* Vol. 2. 2015, pp. 44–49. ISBN: 9781479999729. DOI: 10.1109/MDM.2015.27.
- [9] 小松 香奈江, 原 千尋, 佐野 しおり, and 渡邊 観世子. “心理的ストレス環境下における運動パフォーマンス”. In: (2014), p. 1407. DOI: 10.14900/CJPT.2013.1407.
- [10] 北林 宏樹, 張 信鵬, 浅野 泰仁, and 吉川 正俊. “歩行環境要素が歩行者のストレスへ与える影響の分析”. In: 第 77 回全国大会講演論文集 2015.1 (2015), pp. 471–472.
- [11] A. R. Giovagnoli, M. Del Pesce, S. Mascheroni, M. Simoncelli, M. Laiacona, and E. Capitani. “Trail Making Test: Normative values from 287 normal adult controls”. In: *Ital. J. Neurol. Sci.* 17.4 (1996), pp. 305–309. ISSN: 03920461. DOI: 10.1007/BF01997792.
- [12] Chika Hirota, Misuzu Watanabe, Yoshimi Tanimoto, Rei Kono, Yumi Higuchi, and Koichi Kono. “A cross-sectional study on the relationship between the Trail Making Test and mobility-related functions in community-dwelling elderly”. In: *Nippon Ronen Igakkai Zasshi. Japanese J. Geriatr.* 45.6 (2008), pp. 647–654. ISSN: 0300-9173. DOI: 10.3143/geriatrics.45.647.
- [13] Maurizio Ferrarin, Marco Rabuffetti, Mauro Tettamanti, Riccardo Pignatti, Alessandro Mauro, and Giovanni Albani. “Effect of optical flow versus attentional strategy on gait in Parkinson’s Disease: A study with a portable optical stimulating device”. In: *J. Neuroeng. Rehabil.* 5 (2008), p. 3. ISSN: 17430003. DOI: 10.1186/1743-0003-5-3.
- [14] Christopher A Bailey, Federica Corona, Mauro Murgia, Roberta Pili, Massimiliano Pau, and Julie N Côté. “Electromyographical gait characteristics in Parkinson’s disease: Effects of combined physical therapy and rhythmic auditory stimulation”. In: *Front. Neurol.* 9.APR (2018), p. 211. ISSN: 16642295. DOI: 10.3389/fneur.2018.00211.
- [15] George DeMaagd and Ashok Philip. “Parkinson’s Disease and Its Management: Part 1: Disease Entity, Risk Factors, Pathophysiology, Clinical Presentation, and Diagnosis.” In: *P T* 40.8 (2015), pp. 504–32. ISSN: 1052-1372.
- [16] Jan Lexell, Charles C Taylor, and Michael Sjöström. “What is the cause of the ageing atrophy?. Total number, size and proportion of different fiber types studied in whole vastus lateralis muscle from 15- to 83-year-old men”. In: *J. Neurol. Sci.* 84.2-3 (1988), pp. 275–294. ISSN: 0022510X. DOI: 10.1016/0022-510X(88)90132-3. arXiv: arXiv:1011.1669v3.
- [17] Juliana Giglio, Maria Ayako Kamimura, Nilian Carla Souza, Andre Valente Bichels, Antonio Carlos Cordeiro, Nivaldo Pinho, and Carla Maria Avesani.

- “Muscle mass assessment by computed tomography in chronic kidney disease patients: agreement with surrogate methods”. In: *Eur. J. Clin. Nutr.* (2018), pp. 1–8. ISSN: 14765640. DOI: 10.1038/s41430-018-0130-1.
- [18] Takashi Abe, Scott J Dankel, Samuel L Buckner, Matthew B Jessee, Kevin T Mattocks, J Grant Mouser, Zachary W Bell, and Jeremy P Loenneke. “Magnetic resonance imaging-measured skeletal muscle mass to fat-free mass ratio increases with increasing levels of fat-free mass.” In: *J. Sports Med. Phys. Fitness* (2018). ISSN: 1827-1928. DOI: 10.23736/S0022-4707.18.08683-8.
- [19] Zhao Chen, ZiMian Wang, Timothy Lohman, Steven B. Heymsfield, Eric Outwater, Jennifer S. Nicholas, Tamsen Bassford, Andrea LaCroix, Duane Sherrill, Mark Punyanitya, Guanglin Wu, and Scott Going. “Dual-energy X-ray absorptiometry is a valid tool for assessing skeletal muscle mass in older women.” In: *J. Nutr.* 137.12 (2007), pp. 2775–80. ISSN: 1541-6100. DOI: 10.1093/jn/137.12.2775.
- [20] Jeremy D Walston. *Sarcopenia in older adults*. 2012. DOI: 10.1097/BOR.0b013e328358d59b. arXiv: NIHMS150003.
- [21] Linda P Fried, Catherine M Tangen, Jeremy Walston, Anne B Newman, Calvin Hirsch, John Gottdiener, Teresa Seeman, Russell Tracy, Willem J Kop, Gregory Burke, and M. A. McBurnie. “Frailty in Older Adults: Evidence for a Phenotype”. In: *Journals Gerontol. Ser. A Biol. Sci. Med. Sci.* 56.3 (2001), pp. M146–M157. ISSN: 1079-5006. DOI: 10.1093/gerona/56.3.M146. arXiv: arXiv:1011.1669v3.
- [22] Gilles Kemoun, Philippe Thoumie, Dominique Boisson, and Jean Daniel Guieu. “Ankle dorsiflexion delay can predict falls in the elderly”. In: *J. Rehabil. Med.* 34.6 (2002), pp. 278–283. ISSN: 16501977. DOI: 10.1080/165019702760390374.
- [23] Feng Lin, Aosen Wang, Yan Zhuang, Machiko R. Tomita, and Wenyao Xu. “Smart Insole: A Wearable Sensor Device for Unobtrusive Gait Monitoring in Daily Life”. In: *IEEE Trans. Ind. Informatics* 12.6 (2016), pp. 2281–2291. ISSN: 15513203. DOI: 10.1109/TII.2016.2585643.
- [24] Jan M. Jasiewicz, John H J Allum, James W. Middleton, Andrew Barriskill, Peter Condie, Brendan Purcell, and Raymond Che Tin Li. “Gait event detection using linear accelerometers or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals”. In: *Gait Posture* 24.4 (2006), pp. 502–509. ISSN: 09666362. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2005.12.017.

- [25] D Podsiadlo and S Richardson. “The timed ”Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons.” In: *J. Am. Geriatr. Soc.* 39.2 (1991), pp. 142–8. ISSN: 0002-8614.
- [26] Bijan Najafi, Kamiar Aminian, François Loew, Yves Blanc, and Philippe A. Robert. “Measurement of stand-sit and sit-stand transitions using a miniature gyroscope and its application in fall risk evaluation in the elderly”. In: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 49.8 (2002), pp. 843–851. ISSN: 00189294. DOI: 10.1109/TBME.2002.800763.
- [27] A Shumway-Cook, S Brauer, and M Woollacott. “Predicting the probability for falls in community-dwelling older adults using the Timed Up & Go Test.” In: *Phys. Ther.* 80.9 (2000), pp. 896–903. ISSN: 0031-9023. URL: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/10960937>.
- [28] Mandy M N Stijnen, Inge G P Duimel-Peeters, Maria W J Jansen, and Hubertus J M Vrijhoef. “Early detection of health problems in potentially frail community-dwelling older people by general practices - Project [G]OLD: Design of a longitudinal, quasi-experimental study”. In: *BMC Geriatr.* 13.1 (2013), p. 7. ISSN: 14712318. DOI: 10.1186/1471-2318-13-7.
- [29] Rogelio Bustamante-Bello, Gabriela Ruiz-Soto, Ricardo Ramírez-Mendoza, Roberto Avila-Vázquez, Luis Montesinos, Julieta Noguez-Monroy, and S. Navarro-Tuch. “Health Wearables for Early Detection of Frailty Syndrome in Older Adults in Mexico: An Informed, Structured Process for the Selection of a Suitable Device”. In: *Procedia Comput. Sci.* Vol. 58. Elsevier, 2016, pp. 374–381. ISBN: 2013002610. DOI: 10.1016/j.procs.2016.09.057.
- [30] 澤田 知之, 小島 洋一郎, 近藤 崇, and 古崎 毅. “車椅子操作と乗車者の乗り心地に関する感性評価への基礎的研究”. In: 苫小牧工業高等専門学校紀要 39 (2004), pp. 81–85. ISSN: 03886131.
- [31] Aner Weiss, Talia Herman, Meir Plotnik, Marina Brozgol, Inbal Maidan, Nir Giladi, Tanya Gurevich, and Jeffrey M. Hausdorff. “Can an accelerometer enhance the utility of the Timed Up & Go Test when evaluating patients with Parkinson’s disease?” In: *Med. Eng. Phys.* 32.2 (2010), pp. 119–125. ISSN: 13504533. DOI: 10.1016/j.medengphy.2009.10.015.
- [32] Cris Zampieri, Arash Salarian, Patricia Carlson-Kuhta, Kamiar Aminian, John G Nutt, and Fay B Horak. In: *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry* 81.2 (2010), pp. 171–176. ISSN: 1468330X. DOI: 10.1136/jnnp.2009.173740. arXiv: NIHMS150003.

- [33] Yoshiaki Matsumoto, Nobuaki Mori, Ryoh Mitajiri, and Zhongwei Jiang. “Study of Mental Stress Evaluation based on analysis of Heart Rate Variability”. In: *J. Life Support Eng.* 22.3 (2010), pp. 105–111. ISSN: 1341-9455. DOI: 10.5136/lifesupport.22.105.
- [34] 堀 浩. 筋電図の手引き. 南山堂, 1984.
- [35] Hongyu Zhao, Zhelong Wang, Sen Qiu, Yanming Shen, and Jianjun Wang. “IMU-based gait analysis for rehabilitation assessment of patients with gait disorders”. In: *2017 4th Int. Conf. Syst. Informatics, ICSAI 2017*. Vol. 2018-Janua. IEEE, 2018, pp. 622–626. ISBN: 9781538611074. DOI: 10.1109/ICSAI.2017.8248364.
- [36] Apple. *Apple Watch*. URL: <https://www.apple.com/jp/watch/> (visited on 12/29/2018).
- [37] C3fit. シースリーフィット [C3fit] 公式通販サイト — スポーツウェア/アウトドアウェア通販の GOLDWIN WEB STORE. URL: <http://www.goldwin.co.jp/c3fit> (visited on 12/29/2018).
- [38] Yuko MATSUO, Yohichiro KOJIMA, Satoshi OHASHI, Midori KUNISAKI, Ayako MIYAKE, and Tomoyuki SAWADA. “Comfortability and Centroid Fluctuation of Wheelchair Users during Movements”. In: *Trans. Japan Soc. Kansei Eng.* 12.1 (2013), pp. 1–5. ISSN: 1884-0833. DOI: 10.5057/jjske.12.1.
- [39] 厚生労働省. “介護予防マニュアル改訂版”. In: (2012), pp. 1–145. URL: [http://www.mhlw.go.jp/topics/2009/05/dl/tp0501-1\\_1.pdf](http://www.mhlw.go.jp/topics/2009/05/dl/tp0501-1_1.pdf).
- [40] Mladen Milosevic, Emil Jovanov, and Aleksandar Milenković. “Quantifying timed-up-and-go test: A smartphone implementation”. In: *2013 IEEE Int. Conf. Body Sens. Networks, BSN 2013*. IEEE, 2013, pp. 1–6. ISBN: 9781479903306. DOI: 10.1109/BSN.2013.6575478.
- [41] Amandine Dubois, Titus Bihl, and Jean Pierre Bresciani. “Automating the timed up and go test using a depth camera”. In: *Sensors (Switzerland)* 18.1 (2018), p. 14. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s18010014.
- [42] H C Chen, J A Ashton-Miller, N B Alexander, and A B Schultz. “Stepping over obstacles: Gait patterns of healthy young and old adults”. In: *Journals Gerontol.* 46.6 (1991), pp. M196–203. ISSN: 00221422. DOI: 10.1093/geronj/46.6.M196.
- [43] Seiji Saito and Satoshi Muraki. “Study on Tracks and Sense of Feet Position while Stepping Over an Obstacle in the Elderly”. In: *Japanese J. Ergon.* 46.2 (2010), pp. 172–179. ISSN: 0549-4974. DOI: 10.5100/jje.46.172.

- [44] Misono SAKAI, Shuichi OBUCHI, Yoshitaka SHIBA, and Naoto KAMIDE. “POSTURAL CONTROL AGAINST PERTURBATION DURING WALKING”. In: *Biomechanisms* 17 (2004), pp. 87–98. ISSN: 1348-7116. DOI: 10.3951/biomechanisms.17.87.
- [45] Robert M Yerkes and John D Dodson. “The relation of strength of stimulus to rapidity of habit-formation”. In: *Journal of Comparative Neurology and Psychology* 18.5 (1908), pp. 459–482. DOI: 10.1002/cne.920180503. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cne.920180503>.
- [46] 国土交通省. バリアフリー経路探索. 国土交通省. URL: <http://u0u1.net/P1tP>.
- [47] みんなでつくるバリアフリーマップ – 地球上すべてのバリアフリー情報を検索可能に. URL: <http://b-free.org/> (visited on 01/05/2019).
- [48] 内閣府. 障がい者基本計画. 内閣府. URL: <http://www8.cao.go.jp/shougai/suishin/kihonkeikaku.pdf>.
- [49] 劉建中, 久保光徳, 青木弘行, 鈴木邁, and 後藤忠俊. “自動車走行における乗り心地評価構造：階層化ファジイ積分モデルによる定量化”. In: *デザイン学研究* 1(), pp. 43–50. ISSN: 0910-8173. DOI: 10.11247/jssdj.41.43.
- [50] Jun Zhang, Du You Liu, and Yue Bo Liu. “Matching and application research of mine car suspension parameters based on ride comfort”. In: *IEEE Transp. Electr. Conf. Expo, ITEC Asia-Pacific 2014 - Conf. Proc.* IEEE, 2014, pp. 1–6. ISBN: 9781479942398. DOI: 10.1109/ITEC-AP.2014.6940833.
- [51] 岡村 美好. “車いすの乗り心地に着目した歩行者系舗装の性能指標に関する一考察”. In: *土木学会舗装工学論文集* 14 (2009), pp. 189–194.
- [52] Shinji ISHIDA, Shuichi KAMEYAMA, Hideto TAKEMOTO, Kenji HIMENO, and Shigeru KASHIMA. “EVALUATION METHOD FOR SIDEWALK UNEVENNESS BASED ON WHEELCHAIR TRAVELING LOAD”. In: *Doboku Gakkai Ronbunshuu E* 62.2 (2006), pp. 295–305. ISSN: 1880-6066. DOI: 10.2208/jsceje.62.295.
- [53] Tsuneo MAKI, Yasushi TAKEUTI, and Makoto MATUDA. “A STUDY FOR UNEVENNESS EVALUATION OF SIDEWALK PAVEMENT”. In: *J. PAVEMENT Eng. JSCE* 1 (1996), pp. 151–158. ISSN: 1884-8176. DOI: 10.2208/journalpe.1.151.
- [54] 岩澤 有祐 and 矢入 郁子. 多次元時系列データ解析によるアクセシビリティ可視化システムの開発. Tech. rep. 2014, pp. 1–4. DOI: 10.11517/PJSAI.JSAI2014.0\_4G13.



- [55] 康明 隅田, 勝也 松永, 和晃 合志, and 和則 志堂寺. “車いす利用者向け経路探索のための路面の傾斜及び段差測定システムの開発 (福祉情報工学)”. In: 電子情報通信学会技術研究報告 = *IEICE Tech. Rep.* 信学技報 114.357 (2014), pp. 63–68. ISSN: 0913-5685.
- [56] Noriaki Kuwahara, Masaharu Nishiura, Yuto Shiomi, Kazunari Morimoto, Youko Iwawaki, and Naoko Nishida. “A study on a ubiquitous system for collecting barrier-free information of evacuation centers for wheelchair users”. In: *Proc. 4th ACM Int. Work. Context. Self-Managing Syst. - CASEMANS '10*. New York, New York, USA: ACM Press, 2010, pp. 36–39. ISBN: 9781450302135. DOI: 10.1145/1858367.1858372.
- [57] 横山 清子 and 高橋 一誠. “心拍変動時系列による自動車運転時の主観的疲労感推定の基礎的検討 (高度交通システム (ITS))”. In: 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界 96.11 (2013), pp. 756–762. ISSN: 09135707. URL: <http://ci.nii.ac.jp/naid/110009662009/>.
- [58] 今井 章博 and 小栗 宏次. “覚醒低下の段階変化を考慮したドライバの眠気レベル推定 (ITS 情報処理, 一般)”. In: 電子情報通信学会技術研究報告. *ITS* 110.469 (2011), pp. 47–52. ISSN: 09135685. URL: <http://ci.nii.ac.jp/naid/110008688157/>.
- [59] Malik Marek, Camm John, Bigger Thomas, Breithardt Günter, Cerutti Sergio, J. Cohen Richard, Coumel Philippe, L. Fallen Ernest, and E. Kleiger Robert. “Heart rate variability Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use”. In: *Eur. Heart J.* 17 (1996), pp. 354–381.
- [60] Meng Xiao, Hong Yan, Jinzhong Song, Yuzhou Yang, and Xianglin Yang. “Sleep stages classification based on heart rate variability and random forest”. In: *Biomed. Signal Process. Control* 8.6 (2013), pp. 624–633. ISSN: 17468094. DOI: 10.1016/j.bspc.2013.06.001.
- [61] Katherine Ellis, Jacqueline Kerr, Suneeta Godbole, Gert Lanckriet, David Wing, and Simon Marshall. “A random forest classifier for the prediction of energy expenditure and type of physical activity from wrist and hip accelerometers”. In: *Physiol. Meas.* 35.11 (2014), pp. 2191–2203. ISSN: 13616579. DOI: 10.1088/0967-3334/35/11/2191. arXiv: 15334406.
- [62] Leo Breiman. “Random Forests”. In: *Mach. Learn.* 45.1 (2001), pp. 5–32. ISSN: 08856125. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

- [63] Thomas Seel, Jörg Raisch, and Thomas Schauer. “IMU-based joint angle measurement for gait analysis”. In: *Sensors (Switzerland)* 14.4 (2014), pp. 6891–6909. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s140406891.
- [64] Jamie Shotton, Matthew Johnson, and Roberto Cipolla. “Semantic texton forests for image categorization and segmentation”. In: *26th IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognition, CVPR*. IEEE, 2008, pp. 1–8. ISBN: 9781424422432. DOI: 10.1109/CVPR.2008.4587503.
- [65] Koray Açıcı, Çağatay Berke Erdaş, Tunç Aşuroğlu, Münire Kılınç Toprak, Hamit Erdem, and Hasan Oğul. “A random forest method to detect parkinson’s disease via gait analysis”. In: *Commun. Comput. Inf. Sci.* Vol. 744. 2017, pp. 609–619. ISBN: 9783319651712. DOI: 10.1007/978-3-319-65172-9\_51.
- [66] MicroStone. 8チャンネル小型無線モーションレコーダ. URL: <http://www.microstone.co.jp/product-information/motion-sensor/mvp-rf8-hc> (visited on 12/29/2018).
- [67] 三田 勝己. “筋電図計測”. In: *BME* 5.1 (1991), pp. 33–40. ISSN: 0913-7556. DOI: 10.11239/jsmbe1987.5.33.
- [68] 酒井医療. 筋電図の種類と役割. URL: <https://www.sakaimed.co.jp/knowledge/surface-electromyogram/basic/basic02/> (visited on 12/29/2018).
- [69] Carlo J. De Luca. “The use of surface electromyography in biomechanics”. In: *J. Appl. Biomech.* Vol. 13. 2. 1997, pp. 135–163. ISBN: 10658483. DOI: 10.1123/jab.13.2.135. arXiv: arXiv:1011.1669v3.
- [70] S. Bounyong, S. Adachi, J. Ozawa, Y. Yamada, M. Kimura, Y. Watanabe, and K. Yokoyama. “Fall risk estimation based on co-contraction of lower limb during walking”. In: *2016 IEEE Int. Conf. Consum. Electron.* IEEE, 2016, pp. 331–332. ISBN: 978-1-4673-8364-6. DOI: 10.1109/ICCE.2016.7430634.
- [71] Anna Gruebler and Kenji Suzuki. “Design of a wearable device for reading positive expressions from facial EMG signals”. In: *IEEE Trans. Affect. Comput.* 5.3 (2014), pp. 227–237. ISSN: 19493045. DOI: 10.1109/TAFFC.2014.2313557.
- [72] S. Thongpanja, A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul. “Mean and median frequency of EMG signal to determine muscle force based on time dependent power spectrum”. In: *Elektron. ir Elektrotechnika* 19.3 (2013), pp. 51–56. ISSN: 13921215. DOI: 10.5755/j01.eee.19.3.3697.
- [73] B Gerdle, N E Eriksson, and L Brundin. “The behaviour of the mean power frequency of the surface electromyogram in biceps brachii with increasing force

- and during fatigue. With special regard to the electrode distance.” In: *Electromyogr. Clin. Neurophysiol.* 30.8 (1990), pp. 483–9. ISSN: 0301-150X.
- [74] Mario Cifrek, Vladimir Medved, Stanko Tonković, and Saša Ostojić. *Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics*. 2009. DOI: 10.1016/j.clinbiomech.2009.01.010.
- [75] Dawn C Mackey and Stephen N Robinovitch. “Mechanisms underlying age-related differences in ability to recover balance with the ankle strategy”. In: *Gait Posture* 23.1 (2006), pp. 59–68. ISSN: 09666362. DOI: 10.1016/j.gaitpost.2004.11.009.
- [76] Valter Santilli, Massimo A. Frascarelli, Marco Paoloni, Flaminia Frascarelli, Filippo Camerota, Luisa De Natale, and Fabio De Santis. “Peroneus Longus Muscle Activation Pattern during Gait Cycle in Athletes Affected by Functional Ankle Instability”. In: *Am. J. Sports Med.* 33.8 (2005), pp. 1183–1187. ISSN: 0363-5465. DOI: 10.1177/0363546504274147.
- [77] John V. Basmajian and Carlo J. De Luca. *Muscles alive : their functions revealed by electromyography*. Williams & Wilkins, 1985, p. 561. ISBN: 068300414X.
- [78] Shanette A Go, Krista Coleman-Wood, and Kenton R Kaufman. “Frequency analysis of lower extremity electromyography signals for the quantitative diagnosis of dystonia”. In: *J. Electromyogr. Kinesiol.* 24.1 (2014), pp. 31–36. ISSN: 10506411. DOI: 10.1016/j.jelekin.2013.11.002. arXiv: NIHMS150003.
- [79] Carlo J. De Luca, L. Donald Gilmore, Mikhail Kuznetsov, and Serge H. Roy. “Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination”. In: *J. Biomech.* 43.8 (2010), pp. 1573–1579. ISSN: 00219290. DOI: 10.1016/j.jbiomech.2010.01.027.
- [80] Stephen R Garner. “WEKA: The Waikato Environment for Knowledge Analysis”. In: *Proc. New Zeal. Comput. Sci. Res. Students Conf.* 1995, pp. 57–64.
- [81] SparkFun Electronics. *Conductive Fabric*. URL: <https://www.sparkfun.com/products/retired/10055> (visited on 12/29/2018).
- [82] Makoto OHGA, Nan BU, Toshiaki SUGIYAMA, and Toshio TSUJI. “Motion Discrimination from Multi-channel EMG Signals Using Crosstalk Information between Electrodes”. In: *Trans. Soc. Instrum. Control Eng.* 43.6 (2007), pp. 514–521. ISSN: 0453-4654. DOI: 10.9746/ve.sicetr1965.43.514.
- [83] Madeleine M. Lowery, Nikolay S. Stoykov, and Todd A. Kuiken. “A simulation study to examine the use of cross-correlation as an estimate of surface EMG

- cross talk”. In: *J. Appl. Physiol.* 94.4 (2003), pp. 1324–1334. ISSN: 8750-7587. DOI: 10.1152/jappphysiol.00698.2002.
- [84] Suretha Viljoen, Tania Hanekom, and Dario Farina. “Effect of characteristics of dynamic muscle contraction on crosstalk in surface electromyography recordings”. In: *SAIEE Africa Res. J.* 98.1 (2007), pp. 18–28. ISSN: 00382221.
- [85] Jerome H. Freidman. “Greedy Function Approximation : A Gradient Boosting Machine”. In: *Institute Math. Stat.* 29.5 (2001), pp. 1189–1232. ISSN: 1098-6596. DOI: 10.1017/CB09781107415324.004. arXiv: arXiv:1011.1669v3.
- [86] Anthony L Ricamato and Joseph M Hidler. “Quantification of the dynamic properties of EMG patterns during gait”. In: *J. Electromyogr. Kinesiol.* 15.4 (2005), pp. 384–392. ISSN: 10506411. DOI: 10.1016/j.jelekin.2004.10.003.
- [87] Sylvain Dorel, Antoine Couturier, and François Hug. “Intra-session repeatability of lower limb muscles activation pattern during pedaling”. In: *J. Electromyogr. Kinesiol.* 18.5 (2008), pp. 857–865. ISSN: 10506411. DOI: 10.1016/j.jelekin.2007.03.002.
- [88] Kerem Tuncay Ozgünen, Umut Celik, and Sanlı Sadi Kurdak. “Determination of an Optimal Threshold Value for Muscle Activity Detection in EMG Analysis.” In: *J. Sports Sci. Med.* 9.4 (2010), pp. 620–8. ISSN: 1303-2968.
- [89] Tianqi Chen and Carlos Guestrin. “XGBoost : Reliable Large-scale Tree Boosting System”. In: *arXiv* (2016), pp. 1–6. ISSN: 0146-4833. DOI: 10.1145/2939672.2939785. arXiv: 1603.02754.
- [90] 将尚 中野, 達也 石原, and 崇由 望月. “パーソナルエージェントによる電動車いす運転支援 (クラウドネットワークロボット)”. In: 電子情報通信学会技術研究報告 = *IEICE technical report : 信学技報* 115.375 (2015), pp. 93–97. ISSN: 0913-5685.
- [91] 鈴木 貴裕, 柏本 幸俊, 玉井 森彦, 諏訪 博彦, and 安本 慶一. “自動車走行データ分析に基づいたドライブパフォーマンス向上支援インタフェースの提案 (ITS)”. In: 電子情報通信学会技術研究報告 = *IEICE technical report : 信学技報* 114.369 (2014), pp. 81–86. ISSN: 0913-5685.
- [92] 有賀 玲子, 永徳 真一郎, 佐藤 妙, 定方 徹, and 田中 智博. “想起特性を考慮した対話的ラベリング手法の基礎検討 (ヒューマンコミュニケーション基礎)”. In: 電子情報通信学会技術研究報告 = *IEICE technical report : 信学技報* 114.440 (2015), pp. 149–154. ISSN: 0913-5685. URL: <https://ci.nii.ac.jp/naid/110010008712/>.

- [93] Szu-Hua Teresa Chen, On-Yee Lo, Taylor Kay, and Li-Shan Chou. “Effect of Smartphone Texting on Gait Characteristics During Obstacle Crossing”. In: July 2016.
- [94] M. Jeannerod. “The representing brain: Neural correlates of motor intention and imagery”. In: *Behav. Brain Sci.* 17.2 (1994), pp. 187–202. ISSN: 14691825. DOI: 10.1017/S0140525X00034026. arXiv: S0140525X00034026 [10.1017].
- [95] Tomo CHUJO, Yoshiko OTAKE, Masako WATANABE, and Yasushi UCHIYAMA. “Quantitative Analysis of Toe Clearance during Stepping Over Different Obstacles”. In: *Rigakuryoho Kagaku* 19.2 (2004), pp. 101–106. ISSN: 1341-1667. DOI: 10.1589/rika.19.101.
- [96] 竹之下 航洋, 西山 健人, 川越 雅弘, and 牧川 方昭. “携帯型加速度モニタ装置を用いた高齢者の定量歩行評価システム”. In: *生体医工学* 43.1 (2005), pp. 140–150. DOI: 10.11239/jsmbe.43.140.
- [97] Masafumi Kuzuya. “Sarcopenia and Frailty in Super-aged Society”. In: *Nihon Naika Gakkai Zasshi* 104.12 (2015), pp. 2602–2607. ISSN: 0021-5384. DOI: 10.2169/naika.104.2602.
- [98] 厚生労働省. 平均寿命と健康寿命を見る. Tech. rep. URL: [https://www.mhlw.go.jp/bunya/kenkou/dl/chiiki-gyousei{\\\_}03{\\\_}02.pdf](https://www.mhlw.go.jp/bunya/kenkou/dl/chiiki-gyousei{\_}03{\_}02.pdf).
- [99] Chia Ling Chen, Hsieh Ching Chen, May Kuen Wong, Fuk Tan Tang, and Rong Shun Chen. “Temporal stride and force analysis of cane-assisted gait in people with hemiplegic stroke”. In: *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 82.1 (2001), pp. 43–48. ISSN: 00039993. DOI: 10.1053/apmr.2001.18060.
- [100] Arinori KAMONO and Naomichi OGIHARA. “Three-Dimensional Inverse Dynamic Analysis of Cane-Assisted Gait in Patients with Hemiplegic Stroke”. In: *J. Soc. Biomech.* 42.3 (2018), pp. 177–184. ISSN: 0285-0885. DOI: 10.3951/sobim.42.3\_177.
- [101] Modar Hassan, Hideki Kadone, Kenji Suzuki, and Yoshiyuki Sankai. “Wearable gait measurement system with an instrumented cane for exoskeleton control”. In: *Sensors (Switzerland)* 14.1 (2014), pp. 1705–1722. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s140101705.
- [102] Simona Crea, Marco Donati, Stefano Marco Maria De Rossi, Calogero Maria Oddo, and Nicola Vitiello. “A wireless flexible sensorized insole for gait analysis”. In: *Sensors (Switzerland)* 14.1 (2014), pp. 1073–1093. ISSN: 14248220. DOI: 10.3390/s140101073.



# 謝辞

本論文は、筆者が筑波大学大学院システム情報工学研究科知能機能システム専攻博士後期課程における研究成果と、NTT サービスエボリューション研究所における研究成果をまとめたものです。本研究を進めるにあたり、多大な指導と激励を賜りました筑波大学システム情報系 鈴木健嗣 教授に心から感謝の意を表します。また、研究遂行にあたり、貴重なご助言をいただきました筑波大学システム情報系 中内靖 教授、矢野博明 教授、山海嘉之 教授、河本浩明 准教授、産業総合研究所 松本吉央 准教授、筑波大学医学医療系 門根秀樹 助教に深く感謝いたします。NTT サービスエボリューション研究所に入社後、研究テーマ立案、実験設計、プログラミング、論文執筆、プレゼンテーション方法など研究の基礎をご指導いただきました日本大学文理学部 宮田章裕 准教授に深く感謝いたします。研究遂行に関し、多くの議論や社内整理等のご支援を賜りました NTT サービスエボリューション研究所 主席研究員 山田智広 氏、主幹研究員 水野理 氏、主任研究員 渡部智樹 氏、主任研究員 吉田和広 氏、研究主任員 青木良輔 氏、研究主任員 麻野間直樹 氏、研究員 新島有信 氏、研究員 江口佳那 氏の皆様に感謝いたします。高齢者を対象とした段差踏破時の運動計測実験において、被験者募集や実験補助を頂きました風の谷プロジェクト株式会社 長谷川由利 氏、実験設計議論と計測環境構築ならびにデータ計測を頂きました国際医療福祉大学大学院 石井慎一郎 教授、計測補助を頂きました 三浦市立病院 藤井伸行 氏に深く感謝いたします。さらに研究遂行に際して研究から私生活に数々の刺激を頂きました筑波大学大学院システム情報工学研究科人工知能研究室の皆様には感謝いたします。諸般の事務手続きを行っていただいた、人工知能研究室 事務補佐員 入江夕子氏、大木美加氏、北代みどり氏、仏山知子 氏、加藤美香 氏、技術補佐員 佐藤久美子 氏、倉本尚美 氏に感謝いたします。

最後に、博士課程に進学する機会を与えてくださり、社会人と大学院生活の両立への理解と支援を頂いた妻 伊勢崎加奈子、息子 伊勢崎琉生と伊勢崎直生、両親に深く感謝いたします。





# 研究業績

## 主要論文

1. 伊勢崎 隆司, 宮田 章裕, 新島 有信, 渡部 智樹, 水野 理: 「慣性情報と生体情報に基づく車いす利用者の乗り心地推定」, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS) , Vol.6, No.2, pp.23-31

## 国際会議

1. Takashi Isezaki, Arinobu Nijjima, Akihiro Miyata, Tomoki Watanabe and Osamu Mizuno “Wheelchair Users’ Psychological Barrier Estimation Based on Inertial and Vital Data.” Universal Access in Human-Computer Interaction. Interaction Techniques and Environments - 10th International Conference, UAHCI 2016
2. Takashi Isezaki, Nobuyuki Fujii, Shinichiro Ishii, Tomoki Watanabe and Osamu Mizuno “Physical Function Estimation Based on Inertial Data of the Motion of Stepping Over an Obstacle.” EMBC 2016
3. Takashi Isezaki, Tomoki Watanabe, Tomohiro Yamada, Hideki Kadone and Kenji Suzuki “Estimating the lower leg muscle activity from distal biosignals around the ankles.” EMBC 2017, pp. 4102-4105

## 国内会議

1. 伊勢崎 隆司, 宮田 章裕, 渡部 智樹, 田中 智博: 「車椅子利用者の慣性・生体情報に基づく乗り心地推定」, 研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN) , pp. 1-4, 2015.
2. 伊勢崎 隆司, 宮田 章裕, 新島 有信, 渡部 智樹, 水野 理: 「車椅子利用者の慣性・生体情報に基づく乗り心地推定」, 情報処理学会 コンシューマ・デバイス&システ

ム（CDS）研究会, pp. 1-8, 2016.

### 受賞等

1. 第95回 GN 研究会優秀発表賞, 2015 年
2. CDS 研究会優秀発表賞, 2016 年

### 特許

1. 伊勢崎 隆司, 麻野間 直樹, 渡部 智樹, 水野 理: 歩行負荷判定装置、歩行能力推定装置、歩行特徴量算出装置、および方法、ならびにプログラム（特開 2017-209277）
2. 伊勢崎 隆司, 宮田 章裕, 渡部 智樹, 田中 智博: バリア情報生成システムとそのバリア情報生成装置、バリア情報生成方法およびプログラム（特開 2016-212456）

## 付録 A

電極数と電極位置の組み合わせにおける対象筋に対する推定値の相関係数と中央相関係数

表 A.1: 電極数と電極位置の組み合わせにおける対象筋に対する推定値の相関係数と中央相関係数

電極組み合わせ	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側	ヒラメ筋 内側	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側	腓骨筋	中央値
$A_0$	0.815	0.163	0.062	0.086	0.013	-0.040	0.074	
$A_1$	0.519	0.208	0.311	0.246	0.339	0.229	0.278	
$A_2$	0.283	0.477	0.461	0.443	0.411	0.862	0.452	
$A_3$	0.021	0.661	0.693	0.681	0.708	0.581	0.671	
$A_4$	0.022	0.370	0.332	0.266	0.304	0.712	0.318	
$A_0-A_1$	0.816	0.462	0.452	0.398	0.445	0.355	0.448	
$A_0-A_2$	0.845	0.501	0.461	0.445	0.411	0.861	0.481	
$A_0-A_3$	0.822	0.698	0.705	0.697	0.712	0.572	0.702	
$A_0-A_4$	0.831	0.496	0.378	0.325	0.326	0.765	0.437	
$A_1-A_2$	0.671	0.481	0.513	0.473	0.488	0.866	0.500	
$A_1-A_3$	0.578	0.658	0.692	0.678	0.704	0.580	0.668	
$A_1-A_4$	0.551	0.370	0.377	0.300	0.374	0.716	0.376	
$A_2-A_3$	0.298	0.664	0.698	0.688	0.707	0.882	0.693	
$A_2-A_4$	0.531	0.473	0.460	0.446	0.413	0.870	0.466	
$A_3-A_4$	0.076	0.654	0.696	0.693	0.716	0.745	0.695	
$A_0-A_1-A_2$	0.856	0.568	0.555	0.514	0.523	0.866	0.562	
$A_0-A_1-A_3$	0.828	0.705	0.720	0.697	0.718	0.591	0.711	
$A_0-A_1-A_4$	0.840	0.562	0.501	0.435	0.473	0.771	0.532	
$A_0-A_2-A_3$	0.845	0.706	0.711	0.704	0.712	0.882	0.711	
$A_0-A_2-A_4$	0.846	0.519	0.456	0.445	0.411	0.869	0.487	
$A_0-A_3-A_4$	0.831	0.703	0.705	0.701	0.716	0.788	0.711	
$A_1-A_2-A_3$	0.663	0.660	0.695	0.685	0.702	0.882	0.690	
$A_1-A_2-A_4$	0.694	0.480	0.523	0.496	0.501	0.870	0.512	

電極組み合わせ	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側	腓骨筋	中央値
A <sub>1</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.578	0.655	0.697	0.690	0.717	0.754	0.693
A <sub>2</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.531	0.683	0.727	0.744	0.739	0.882	0.733
A <sub>0</sub> -A <sub>1</sub> -A <sub>2</sub> -A <sub>3</sub>	0.857	0.710	0.722	0.702	0.717	0.882	0.720
A <sub>0</sub> -A <sub>1</sub> -A <sub>2</sub> -A <sub>4</sub>	0.856	0.575	0.550	0.520	0.524	0.871	0.562
A <sub>0</sub> -A <sub>1</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.840	0.708	0.721	0.702	0.725	0.789	0.723
A <sub>0</sub> -A <sub>2</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.846	0.707	0.726	0.744	0.740	0.881	0.742
A <sub>1</sub> -A <sub>2</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.704	0.675	0.732	0.743	0.746	0.880	0.738
A <sub>0</sub> -A <sub>1</sub> -A <sub>2</sub> -A <sub>3</sub> -A <sub>4</sub>	0.857	0.711	0.740	0.743	0.747	0.881	0.745



## 付録 B

# 通過周波数帯域幅に基づく絶対平均 値推定精度比較

筋活動推定精度検証実験で計測したデータを用いて、提案手法で用いる通過周波数帯域の幅について精度比較を行った。通過周波数帯域幅の幅を 10, 20, 50, 100, 150, 200, 250, 300, 350, 450 Hz に設定して 5.3.1 と同様の解析にて誤差算出を行った。表 B.1 にて、各通過周波数の幅における推定誤差の中央値を示す。上記結果より、最も誤差が小さかった 150 Hz の通過帯域幅を本研究では採用した。

表 B.1 通過周波数帯域の幅に基づく絶対平均値推定精度の比較

帯域幅	前脛骨筋	腓腹筋 外側	腓腹筋 内側
10	0.0136	0.0194	0.0401
20	0.0131	0.0191	0.0377
50	0.0128	0.0187	0.0361
100	0.0126	0.0189	0.0354
150	0.0125	0.0186	0.0349
200	0.0126	0.0189	0.0354
250	0.0128	0.0190	0.0354
300	0.0130	0.0191	0.0357
350	0.0133	0.0189	0.0364
400	0.0137	0.0192	0.0375
450	0.0142	0.0198	0.0409
480	0.0167	0.0220	0.0498

帯域幅	ヒラメ筋 外側	ヒラメ筋 内側	腓骨筋
10	0.0112	0.0340	0.0143
20	0.0109	0.0325	0.0138
50	0.0108	0.0312	0.0133
100	0.0103	0.0304	0.0130
150	0.0102	0.0298	0.0130
200	0.0103	0.0299	0.0133
250	0.0104	0.0305	0.0131
300	0.0103	0.0299	0.0133
350	0.0106	0.0309	0.0135
400	0.0108	0.0337	0.0136
450	0.0115	0.0368	0.0141
480	0.0141	0.0459	0.0170