

東京大学大学院新領域創成科学研究科

社会文化環境学専攻

2019 年度

修 士 論 文

パーソナルデータを活用した

個人レベルでの移動快適性に関する研究

A Study on Individual Quality of Transportation

by Using Personal Data

2020 年 1 月 20 日提出

指導教員 柴崎 亮介 教授

種 村 京 介

Tanemura, Kyosuke

目次

第1章 序論	3
1.1. 背景	3
1.1.1. 鉄道利用の現状	3
1.1.2. パーソナルデータの利活用状況	5
1.2. 目的	6
1.3. 既往研究	6
1.3.1. 鉄道乗車におけるストレス	6
1.3.1.1. 環境的アプローチ	6
1.3.1.2. 心理学的アプローチ	7
1.3.1.3. 生物学的アプローチ	8
1.4. 本研究の意義と手法概要	10
1.5. 本論文の構成	11
第2章 データの説明・処理	13
2.1. データ概要	13
2.1.1. センサ計測データ	13
2.1.1.1. 心拍数	13
2.1.1.2. 歩数	14
2.1.1.3. 移動履歴 (GPS ログ)	14
2.1.2. アンケート	14
2.1.2.1. 使用する用語の定義	14
2.1.2.2. 回答するタイミング	15
2.1.2.3. 質問内容	16
2.1.3. 環境データ	18
2.2. データ処理	19
2.2.1. パーソナルデータの統合	20
2.2.2. 鉄道乗車時データの抽出	20
2.2.2.1. 鉄道乗車時データの抽出方法概要	20
2.2.2.2. 鉄道乗車時データの抽出精度の検証	25
2.2.3. その他データの統合	30
2.2.3.1. 鉄道乗車関連データの統合	30
2.3. 小まとめ	31
第3章 快適性指標の構築	33
3.1. ストレス反応メカニズムの概要	33
3.2. 乗車データ概要	34

3.3.	心拍数と快適度の関係	34
3.3.1.	「心拍数とアンケートで回答された快適度」の関係についての考察	39
3.4.	心拍数と環境変化の関係	40
3.4.1.	「混雑率と心拍数」の関係	41
3.4.1.1.	「混雑率と心拍数」の関係についての考察	48
3.4.2.	「着席の有無と心拍数」の関係	49
3.4.2.1.	「着席の有無と心拍数」の関係についての考察	56
3.4.3.	「鉄道の種類と心拍数」の関係	56
3.4.3.1.	「鉄道の種類と心拍数」の関係についての考察	58
3.4.4.	「鉄道乗車時間帯と心拍数」の関係	59
3.4.4.1.	「鉄道乗車時間帯と心拍数」の関係についての考察	60
3.5.	小まとめ	60
第4章	心拍数予測モデルの構築	62
4.1.	予測モデル概要	62
4.2.	重回帰分析結果・考察	63
4.3.	予測モデルの精度検証①	65
4.4.	予測モデルの精度検証②	70
4.5.	小まとめ	73
第5章	快適な路線経路の推定	74
5.1.	予測心拍数の大小による快適度予測	74
5.2.	複数の時間帯と複数経路間における快適度の推定	75
5.2.1.	考察	80
5.3.	個人間における快適度の相違	81
5.3.1.	考察	84
5.4.	小まとめ	85
第6章	結論	86
6.1.	まとめ	86
6.2.	今後の課題	87
6.3.	今後の展望	88
	参考・引用文献	89
	謝辞	92
	巻末資料	93

第1章 序論

1.1. 背景

1.1.1. 鉄道利用の現状

鉄道は我々の生活に必要な不可欠であり、日々多くの人々が利用している。国土交通省が2018年に公表した「鉄道輸送統計調査」によると、年間鉄道利用客数は増加傾向にあり、平成29年度における全国の鉄道における利用客数はおよそ250億人であった。また、2017年に実施された大都市交通センサスでは、首都圏における一日の鉄道利用（通勤・通学）時間は一人当たりおよそ74分という調査結果が出ている。これらの数値からは、人々にとって鉄道移動は身近なものであり、我々の生活の一部であることが伺える。

その一方で慢性的な車内の混雑や、鉄道各社による相互乗り入れ、路線拡張の影響による乗車時間の増加は社会問題となっており、鉄道乗車時の快適性の損失や日常生活におけるストレスの大きな要因となっている。Alexander G(2017)によると、都市部における生活の質(QoL)を大きく左右する要因のひとつとして、公共交通およびその質が挙げられているように、これらの社会課題の解決が急がれている。

これまで行政や鉄道事業者は利用者の快適性を確保するために様々な対策を講じてきた。行政は東京圏における主要区間の平均混雑率を150%以内とすることを「中長期的な鉄道整備の基本方針および鉄道整備の円滑方策について」にて目標として掲げている。さらに、近年では混雑の激しい通勤時間帯を避け、ピーク前後の時間帯に出勤する時差ビズなどが推奨されており、ライフスタイルを変えることから鉄道移動の快適性向上の実現に向けた対策を打ち出している。同時に、鉄道事業者は鉄道車両の改良や着席サービス、女性専用車両を導入するなど、ハード・ソフトの両面から鉄道移動の質そのものを高めることでよりストレスフリーな移動を目指している。このような事例から、鉄道移動の質、いわゆる鉄道乗車時の快適性を確保することはQoL向上において大きなカギのひとつであることが考えられる。

しかし、鉄道乗車時の快適性を測定する手法は限りなく少ない。これまでQoLの観点から鉄道利用に関する快適性を測る際には、判断基準として「地域別鉄道利用発生集中交通量」や「地域別通勤時間構成比」などの地域統計が用いられてきた。これらは、利用者が集中している地域や通勤時間が長いとされている地域は快適性が低い、といった形で地域レベルでしか快適度を”推測”することしかできない。だが、快適性の低いとされている地域内においても、着席の有無、乗車時間、乗り換え回数、利用路線など鉄道利用状況は個人によって異なり、必ずしもこれら統計によって推測された快適度が個人の実態を表しているとは言えない。これらのことから、鉄道利用時に利用者一人一人が感じる快適度やストレスを定量

的に表す指標は確立されていないのが現状である。そのため、上述したような鉄道乗車時の快適性を向上させる施策の効果を、利用者の感じる快適度という観点から定量的に検証することは困難となっている。その結果、利用者は、実際に着席サービスを利用することでどれくらいの効用があるのか、また、時差ビズではピーク時の前と後ろではどちらがより快適と感じるのかを客観的にはかり知ることはできない。したがって今後鉄道サービスの質の向上を目指した施策の効果を評価するためには、より個人レベルでかつ鉄道乗車時に感じる快適性を反映した定量的な指標が必要になると考える。

さらに、定量的な鉄道乗車時の快適度指標の欠如により、鉄道利用者は合理的かつより快適な路線選択が困難となっている。なぜなら、利用者は出発駅から到着駅まで移動する際の路線経路や乗車時間帯などの様々な要素の組み合わせを、快適性という尺度から比較することができないためである。利用者は路線案内アプリなどによって推奨される移動手段を参考に選択していることが一般的である。しかし現在リリースされているアプリ(表 1-1)では、路線経路の評価基準として「金額」、「乗り換え回数」、「乗車時刻」のみとなっている。これらの項目は利用者の属性や特徴に関わらず不変であり、全ての利用者に対して同一の結果を表示している。

表 1-1 現在リリースされている主な路線案内アプリとその路線評価項目

アプリ名	アイコン	評価基準項目/表示
Yahoo!路線案内		<ul style="list-style-type: none"> ・時間順 ・回数順 ・料金順
乗換 NAVITIME		<ul style="list-style-type: none"> ・早 ・楽 ・安
駅すばあと		<ul style="list-style-type: none"> ・早い ・安い ・乗換少/楽々
ジョルダン乗換案内		<ul style="list-style-type: none"> ・到着が早い順 ・乗換回数順 ・安い順

提案された経路は一部の利用者にとって快適と感じる可能性がある一方で、必ずしもすべての利用者にとって快適とは限らない。加えて、不快と感じる要素やその比重は個人間で異なることから、現行の路線案内アプリを用いた路線選択では、鉄道利用によって被る肉体的・精神的負荷を個人レベルで軽減することは難しい。今後一人一人の鉄道の質ならびに QOL を向上させるためには、鉄道乗車時の様々なストレス要因を総合的にかつ定量的に考

慮することのできる指標を用いて、路線経路を個人レベルで提案することがうえて望ましいと考えられる。

1.1.2. パーソナルデータの利活用状況

パーソナルデータ、巨大デジタル・プラットフォームの台頭が目覚ましい現在、耳にすることの多くなった単語である。総務省が発行している「平成 29 年版 情報通信白書」の中では、パーソナルデータは以下のように記述されている。

「パーソナルデータ」は、個人の属性情報、移動・行動・購買履歴、ウェアラブル機器から収集された個人情報を含む。(中略)「パーソナルデータ」とは、個人情報に加え、個人情報との境界が曖昧なものを含む、個人と関係性が見出されている広範囲の情報を指すものとする。

近年のスマートフォンやタブレット端末などのスマートデバイスの普及により、個人に関するデータは様々な切り口から日常的に観測され、膨大な量を蓄積することが可能となった。事実、世界経済フォーラム (World Economic Forum) が 2011 年 1 月に公表した報告「Personal Data: The Emergence of New Asset Class; パーソナルデータ：新たな資産カテゴリーの出現」では、2020 年のデジタルデータの量は、2009 年の 44 倍になると予測した。

近年では、今後種類・量ともに増加してくるパーソナルデータを個人レベルで分析・活用して、データ保有者一人ひとりに適した形でそれぞれの生活の質を向上させるための個人起点のパーソナルデータの活用方法が注目されており、情報銀行や MyData という概念が台頭してきている。事実、MyData の目指すものとして「個人が自身のデータについて十分に理解し、主体性と主導権を持って、自らのためにパーソナルデータを活用できる世界」としている。

我が国ではこの潮流を踏まえ、次なる時代 Society5.0 の実現に向けてデータ利活用を促進し、個人の生活の質 (QOL) の向上を目指している。特に、パーソナルデータの分析により、個人の属性や行動そして傾向を的確に把握・予測することが可能になるとされ、顧客全員に同じサービスやコンテンツを提供するのではなく、一人一人のデータに基づいて最適なサービス、いわゆるパーソナライズなサービスの提供へとつながることが期待されている。

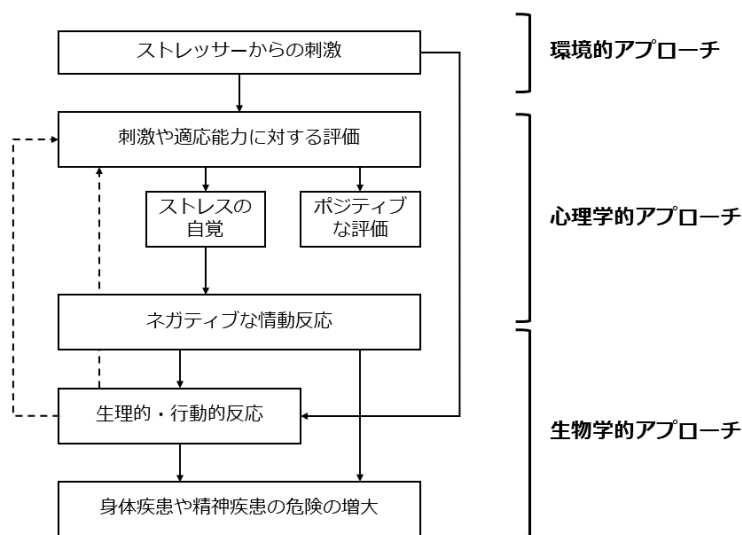
1.2. 目的

これらのことを踏まえて本研究の目的は、位置情報や心拍数をはじめとする多様なパーソナルデータから、個々人にとって快適な移動の傾向を分析し、そこから鉄道利用時の快適性を定量的に評価する指標の構築、および、その指標を用いて最も快適な鉄道経路を個人レベルで推定する、パーソナライズされた路線選択手法の検討を行うこと、とした。

1.3. 既往研究

1.3.1. 鉄道乗車におけるストレス

これまでストレスに関する研究は古くから行われてきた。Cohen et al (1985) はストレス反応のメカニズムとして図 1-1 のような過程によるものとした。さらにその発生過程を 3 つに区分した。現在、鉄道乗車時あるいは鉄道を利用した通勤・通学時のストレス要因に関する研究では同様にストレス発生過程を 3 つに区分し、それらに基づきそれぞれ異なったアプローチで行われている。



(出所) Cohen et al (1985)

図 1-1 ストレス反応のメカニズム

1.3.1.1. 環境的アプローチ

環境的アプローチでは、環境内でのストレスラー（刺激因子）に焦点を当て、その大きさ

によってストレスとの関係性を分析する。この環境的アプローチを用いた Koslowsky et al (1995) の研究によると、交通機関利用時のストレス要因いわゆる快適性を損なうものとして以下を挙げている。

表 1-2 交通機関利用時のストレス要因

ストレッサー	通勤・通学時における出現形態の例
騒音	プラットフォームに鉄道が乗り入れる際の騒音
混雑	車内の混雑
気候	気温、湿度
環境要因	清潔さ、光、大気

この環境的アプローチはどの環境因子がどの程度でストレッサーになり得るのか観測することができる一方で、それぞれが与えるストレス度合いや、複数のストレッサーが同時に生じた際に与える統合的な影響を測ることが困難という課題がある。

1.3.1.2. 心理学的アプローチ

心理学的アプローチとは、ストレッサーからの刺激を主観的に評価する方法である。国土交通省国土交通政策研究所が行った「交通の健康学的影響に関する研究」(2005) では、通勤手段として鉄道を利用している 40 代男性約 50 名に会社到着後にストレスをどの程度感じたかをアンケートで「強く感じた」「少し強く感じた」「どちらともいえない」「あまり感じなかった」「全く感じなかった」の 5 段階で問うている。そのアンケート結果と混雑度合いおよび総乗車時間との関係は以下のグラフのようになった。グラフからは混雑度と総乗車時間が增加するとストレスを感じる度合いや比率が大きくなることがわかる。

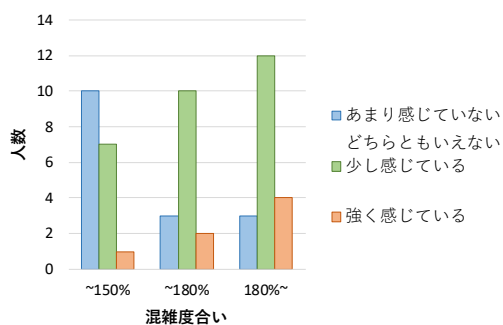


図 1-2 通勤ストレスと車内の混雑度度合い

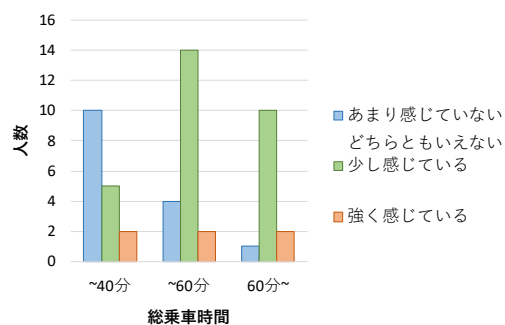


図 1-3 通勤ストレスと総乗車時間

心理学的アプローチによる結果からは、ストレッサーによってどの程度ストレスを感じたかを評価する上で効果的であることが言える一方で、特定の年齢層かつ性別の限定的な

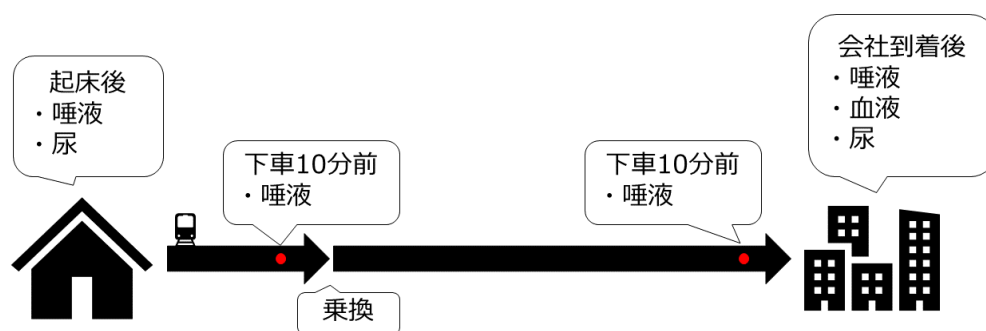
対象者の主観的な尺度を平均化したものであることから、その評価は一概に全ての人に当てはまるとは言えない。

1.3.1.3. 生物学的アプローチ

生物学的アプローチは、ストレッサーによる身体的・精神的刺激に対する生理的反応に着目し研究するアプローチである。我々の身体は、自律神経の交感神経と副交感神経の二つに神経の支配を受けている。一般的に交感神経は目覚めているときや緊張時、副交感神経は睡眠時やリラックス時に有意になり、身体や各器官へ働きかけを行っている。つまり心理的、感情的、環境的、物理的な負荷や刺激を受けているストレス時には、交感神経が活発となり身体において特定の生理的反応が生じる。P9の表1-3はそれぞれの神経が有意となった際の各器官への影響の一例についてまとめたものである。

鉄道利用時におけるストレスに関する研究はこれらの生理的反応に焦点を当てているものが多くある。

上述の「交通の健康学的影響に関する研究」(2005)では、心理学的アプローチを用いた調査で対象となった通勤手段として鉄道を利用している同一の40代男性約50名から図1-4のタイミングで血液、尿、唾液を採取し、それぞれに含まれているストレス関連物質の数値によって鉄道乗車時のストレスを測定している。その結果、混雑度が高くなると、交感神経活動(アミラーゼ活性)が高まることや、乗車時間が長くなると慢性疲労に関する指標(アシルカルニチン)が低下する可能性、また、ある程度の非乗車通勤時間がある場合みは交感神経活動が落ち着く可能性があることがわかった。



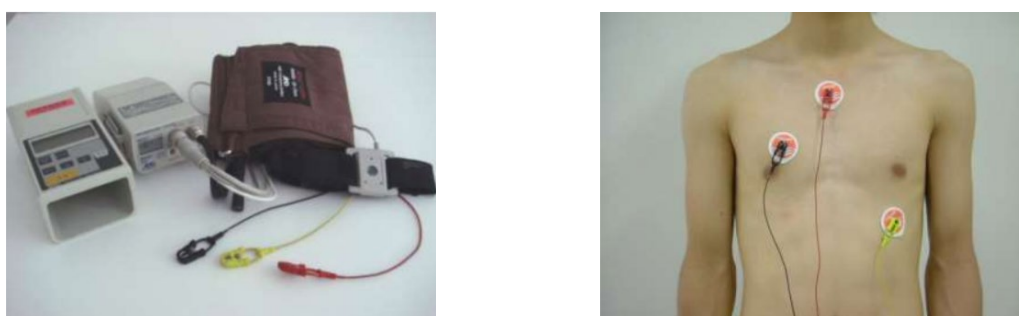
国土交通省国土交通政策研究所「交通の健康学的影響に関する研究」(2005)より作成

図1-4 ストレス関連物質の採取のタイミング

一方で、本既往研究における課題として、採取・分析が困難である点や数値の変化をもたらしたストレス要因の特定が難しい点が挙げられる。

武田(2015)は、交感神経が有意であるストレス下における生体反応のひとつである拍出量に着目して鉄道利用時の負荷を測定した。武田は実験において図1-5のようなかたちで被験者の心電図を記録し、R波(血液を左心室から大動脈に送り出すときに生じる電気信

号)とR波の間隔(RRI),いわゆる心拍変動を分析した。その結果,RRIはストレッサーの種類や持続時間と概ね整合的な変動をしていたことから,心拍変動によって鉄道利用時のストレスを測定できると結論付けている。ストレス度合いの推移をリアルタイムかつ一定の短い周期で測定できるという点で優れている一方で,図1-5のような計測器を身につけ,指定された時間帯,特定路線,特定駅区間(東急田園都市線・溝の口→大手町間)のみで短期間計測された値は日常における鉄道利用時のストレス度として捉えていいのか懐疑的である。



武田(2015)より引用

図1-5 武田(2015)にて用いられた実験器具

表1-3 ストレス時・リラックス時の各器官への影響

	交感神経の作用	副交感神経の作用
瞳孔	散大(散瞳)	縮小(縮瞳)
唾液腺	少量の濃い液分泌	大量の薄い液分泌
末梢血管	収縮	拡張
気道	拡張	収縮
血圧	上昇	下降
心拍	促進	緩徐
心拍出量	増大	減少
肝臓	グリコーゲンの分解 (血糖上昇)	グリコーゲンの合成 (血糖低下)
消化分泌液	減少	増加
消化管運動	抑制	促進
皮膚	収縮(鳥肌)	-
汗腺	分泌活動増加	-
膀胱	弛緩	収縮

(出典)目で見えるからだのメカニズム

1.4. 本研究の意義と手法概要

本研究を通じて、日々蓄積されるパーソナルデータを活用して、これまで存在していなかった鉄道移動時のストレス度・快適度を定量的に測定することのできる指標を構築し、その指標を用いて個人にとって快適な鉄道移動の傾向を分析する。さらにその傾向から個人に対し最も快適な路線経路を推定・提案する手法の構築を目指し、パーソナルデータによって自らの鉄道移動の質、さらには、生活の質の向上させる仕組みの可能性について考える。

本研究では鉄道利用時の快適度を定量的に測る指標を構築するにあたり、上述した生物学的アプローチをメインに環境的、心理学的アプローチそれぞれの要素を活用した。そこで本研究は鉄道移動時の快適度を表す指標としてパーソナルデータのひとつである心拍数に着目し、その可能性について検証した。この心拍数には精神的・身体的ストレスを感じると有意に上昇するという特徴があり、なおかつ、ウェアラブルデバイスを着用することによって負荷なく日常的に計測することができる。そのため、既往研究で見受けられたデータ取得に伴う課題をクリアすることができる。この心拍数と個人のモバイルデバイスから得られる移動履歴（GPS ログ）を掛け合わせ、ある地点からある地点まで鉄道を用いて移動した際の心拍数の変動から快適性を分析が可能になり、ひいては全ての時間帯・路線・駅区間でデータを把握することができると考えられる。

この心拍数のデータに対し、心理学的アプローチとして車内の快適度などを問うたアンケートを通じて得られるデータ、そして鉄道利用時に考えるストレス要因などの環境的アプローチに関するデータをそれぞれが計測されたタイムスタンプを基準にひとつに統合する。統合されたデータを心拍数とアンケートで得られた回答や環境的变化との関係性について分析し、個人が感じる鉄道利用時の快適性を測る指標としての心拍数の有効性について明らかにする。なお、本研究での鉄道乗車時の快適度は以下表 1-4 のような前提とする。

さらに、上述の蓄積された統合データを用いて、多変量解析の一つである重回帰分析から、将来の鉄道乗車時の心拍数を予測する数学モデルを構築する。この予測モデルの精度を、新規データを用いて検証したうえで、このモデルを使って個人にとってもっとも快適な路線経路を推定することができると考える。

表 1-4 本研究における鉄道乗車時の快適度の定義および予想される心拍数の反応

	ストレスレベル	ストレス要因	自律神経	予想される心拍数
快適度が高い	低	種類：少 大きさ：小	副交感神経が 有意	小
快適度が低い	高	種類：多 大きさ：大	交感神経が 有意	大

1.5. 本論文の構成

本論文は、前述 1.4 にて提示した手法概要に基づき、以下の構成で分析を行う。

第 2 章では、本研究で用いるデータについて説明する。さらに、分析を行うために必要なデータ処理について述べる。

第 3 章では、アンケートで得られた回答や環境的变化と心拍数の関係について分析・可視化を行い、快適性指標としての有効性について述べる。

第 4 章では、将来の鉄道利用時の心拍数を予測する数学モデルを構築する。

第 5 章では、第 3 章、第 4 章を踏まえ、個人がもっとも快適とする路線経路を推定する方法を検討する。

第 6 章では、これまでの研究結果を整理し、結論をまとめる。また、今後の活用方法や課題について述べる。

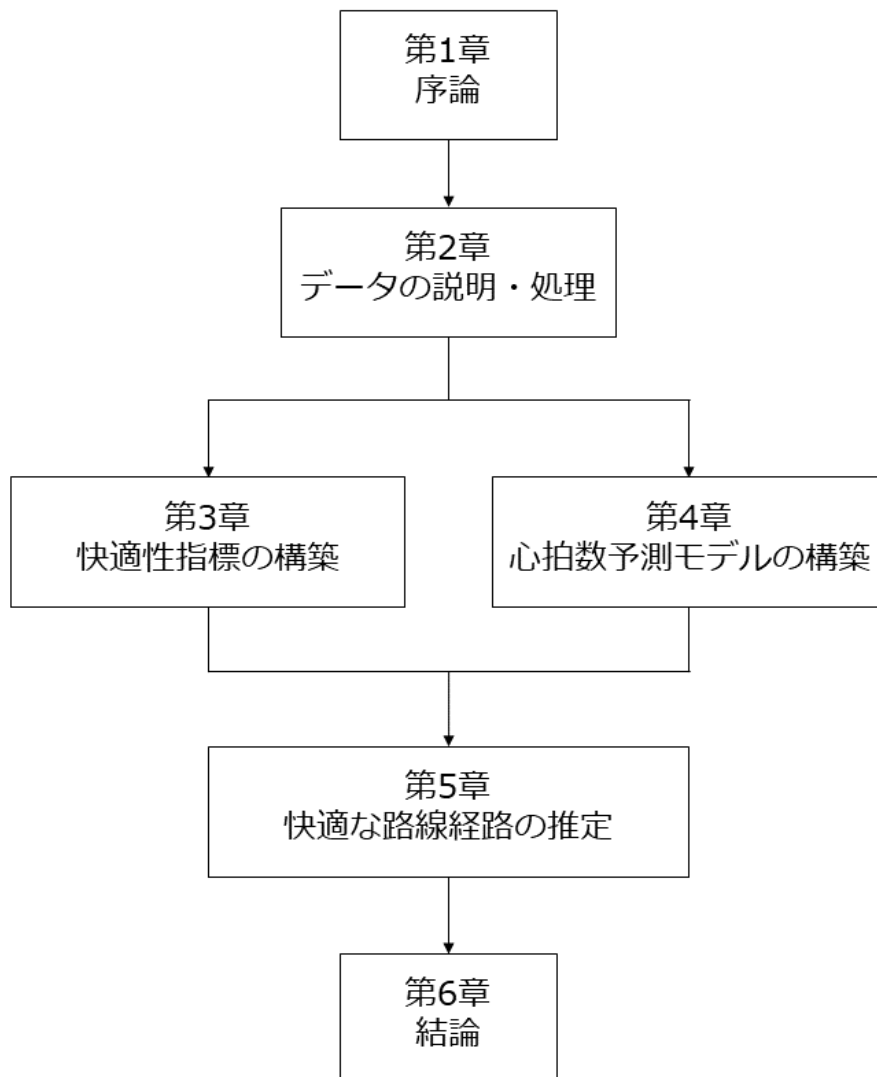


図 1-6 論文の構成

第2章 データの説明・処理

第2章では、本研究で用いたデータの概要・取得方法について説明する。本章後半では、研究を進める上で必要な形にデータを統合し整理した結果について述べる。

2.1. データ概要

2.1.1. センサ計測データ

本研究では、パーソナルデータとして心拍数、歩数、移動履歴（GPS ログ）を用いた。それぞれのデータを記録する媒体、計測間隔は以下の表 2-1 のようになっている。今回 6 人の属性の異なる被験者（20 代男性 2 名、30 代男性 2 名、50 代女性 1 名、50 代男性 1 名）の 2018 年 6 月から 2019 年 11 月のデータを、実験内容を説明し同意を得たうえで取得した。被験者は必要なモバイル・ウェアラブルデバイスを調査実施期間中、常時身に着けてもらった。

表 2-1 使用したデバイスとその計測間隔

パーソナルデータ	記録媒体	計測間隔
心拍数 歩数	ウェアラブルデバイス 「Fitbit Charge2」 「Fitbit Charge3」	1 分
移動履歴	スマートフォン アプリ「Google Maps」	不定期（1 分～）

2.1.1.1. 心拍数

Fitbit Charge2 および Fitbit Charge3 では心拍数を光電式容積脈波記録法（フォトプレチスモグラフィ）によって測定している。デバイスは、550nm 付近の緑色波長の光を生体に向けて照射し、フォトダイオード又はフォトトランジスタを用いて、生体内を反射した光を計測する。動脈の血液内には酸化ヘモグロビンが存在し、入射光を吸収する特性があるため、心臓の脈動に伴って変化する血流量（血管の容量変化）を時系列にセンシングすることで脈波信号を計測し、1 分あたりの心拍数を測定することができる。取得されるデータの形は、心拍数 (bpm; beats per minute) および記録されたタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm) である。

駒澤ら（2017）の研究では、主観的にリラックスと感じている時の心拍数は統計的に低く、主観的にストレスを感じているとした時には、心拍数は有意に高い傾向がみられたとし

ている。また、大久ら (2002) の研究では 1 桁同士の加算暗算課題では心拍の変動には変化が見られないが、4 桁から 2 桁を減産する暗算課題では心拍数が 7bpm 程度増加したと報告している。このように精神的負荷の大小によっても心拍数の変動が異なることがわかる。このことを利用し、荒井 (2019) は心拍数の大小からストレス負荷課題を行っている際に背景音の有無がどのようなリラックス効果をもたらすかを研究している。

2.1.1.2. 歩数

今回用いたウェアラブルデバイスは、3 軸加速度計を用いて身体の動きを検知している。この計測された加速度によって人間の歩行に最も特徴的な動作パターンを検知し、1 分間の歩数をカウントしている。取得されるデータの形は、歩数 (steps per minute) および記録されたタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm) である。

2.1.1.3 移動履歴 (GPS ログ)

本研究で使用する移動履歴データは Google Maps が個人のモバイルデバイス (スマートフォン) の GPS センサを利用して記録されている位置情報を用いた。そのためモバイルデバイスを常に携帯している人が当たり前となった現代では、日常における移動を負荷なく、そして欠かすことなく記録・蓄積することが可能となっている。記録間隔は不定期となっており、もっとも短くて 1 分、長い場合では 1 時間以上間隔が開くこともある。本アプリは、アプリを起動していなくてもデバイスの電源が ON であれば位置情報の計測を継続的に行っている。傾向として、一定距離の移動を検知した場合に計測された位置情報が記録・蓄積されている。これらの移動履歴データは、Google が行っているバックアップサービス「Google Takeout」から json 形式でダウンロードしたものである。取得されるデータの形は、緯度 (long)、経度 (lat)、および記録されたタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm-ss) となっている。

2.1.2. アンケート

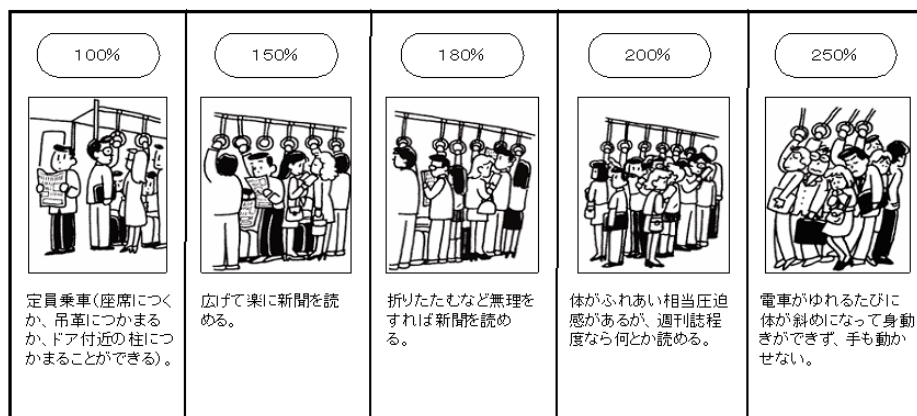
パーソナルデータ提供者には、上述した期間中に鉄道利用に関するアンケートに回答してもらった。このアンケートは Google Forms を利用して作成し、専用 URL (以下アンケート URL) にアクセスすることで個人のスマートフォンから答えることができるものである。実際に用いたアンケートフォームの参考画面は巻末資料を参照されたい。以下、アンケートの質問内容および回答するタイミングについて説明する。

2.1.2.1. 使用する用語の定義

本アンケートで使用する用語を次頁のように定義する。

「車内の混雑度」

乗車している鉄道車内の混雑度を主観的な判断のもと、100%以下、100%、125%、150%、175%、200%の6段階で評価されたもの。尚、これらの数値は国土交通省が公表している車内の混雑度の目安から、独自に作成した。



(出典)国土交通省 資料「資料：三大都市圏主要区間の平均混雑率の推移」

図 2-1 国土交通省が公表している混雑率の目安

「車内の快適度」

乗車時の車内での快適度を主観的な判断のもと、1 (非常に不快) から 5 (非常に快適) の5段階評価されたもの。

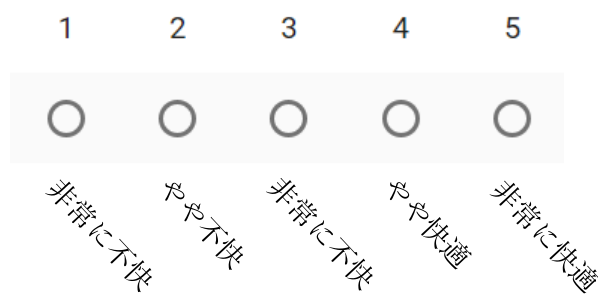


図 2-2 車内の快適度

2.1.2.2. 回答するタイミング

被験者は以下の5つのタイミングでアンケート URL にアクセスし、アンケートに回答してもらった。

- 出発駅にて乗車した直後から5分間

- 乗り換えを行い、新たに乗車した直後から 5 分間
- 車内の混雑度が変化した時
- 車内の快適度が変化した時
- 着席の有無が変化した時

2.1.2.3. 質問内容

各タイミングで回答する内容および回答方式・選択肢は以下の表 2-2 から表 2-6 の通りである。取得されるデータの形は、アンケートの回答結果および回答されたタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm-ss) となっている。

- 出発駅にて乗車した直後 (表 2-2)

質問	回答方式	選択肢
出発駅名	記述式	
路線名	記述式	
駅までの移動手段	選択式	徒歩/自転車/自動車
席に座ることができましたか？	選択式	はい/いいえ
電車は遅延していますか？	選択式	はい/いいえ
車内の混雑度	選択式	100%以下/100%/125%/150%/175%/200%
車内の快適度	選択式	1/2/3/4/5
快適度 1,2 を選択した理由	記述式	
車内での活動	選択式	スマートフォン/読書/音楽/動画視聴/なにもしていない
最終目的駅名	記述式	
乗車した理由	選択式	通勤・通学/仕事・営業/行楽/帰宅/その他
プレゼンテーションを控えていますか？	選択式	はい/いいえ
飲酒はしましたか？	選択式	はい/いいえ

● 乗り換えを行い、新たに乗車した直後（表 2-3）

質問	回答方式	選択肢
乗換駅名	記述式	
路線名	記述式	
席に座ることができましたか？	選択式	はい/いいえ
電車は遅延していますか？	選択式	はい/いいえ
車内の混雑度	選択式	100%以下/100%/125%/ 150%/175%/200%
車内の快適度	選択式	1/2/3/4/5
快適度 1,2 を選択した理由	記述式	

● 車内の混雑度が変化した時（表 2-4）

質問	回答方式	選択肢
混雑度の変化が生じた駅名	記述式	
車内の混雑度	選択式	100%以下/100%/125%/ 150%/175%/200%
着席できましたか？	選択式	はい/いいえ/ もともと座っている
車内の快適度	選択式	1/2/3/4/5
快適度 1,2 を選択した理由	記述式	

● 車内の快適度が変化した時（表 2-5）

質問	回答方式	選択肢
快適度の変化が生じた駅名	記述式	
車内の快適度	選択式	1/2/3/4/5
快適度が変化した理由	選択式	車内の混雑度/車内温度/車内の 匂い/車内の音/席に座れた/疲労
車内の混雑度	選択式	100%以下/100%/125%/ 150%/175%/200%

● 着席の有無が変化した場合 (表 2-6)

質問	回答方式	選択肢
着席できた際の直近の駅名	記述式	
車内の混雑度	選択式	100%以下/100%/125%/150%/175%/200%
車内の快適度	選択式	1/2/3/4/5
快適度 1,2 を選択した理由	記述式	

2.1.3. 環境データ

パーソナルデータやアンケートから取得されたデータ以外に本研究では、外部のリソースからもデータを取得した。気象庁のホームページにて公表されている過去の気象データおよび、ナビタイムジャパンがアプリ「乗換 NAVITIME」にて提供している混雑度予測データが外部データに該当する。気象庁の気象データは、特定の地点・特定の年月日における天候・気温・湿度を 10 分間隔で記録している。本研究では、天候・気温・湿度・直近 10 日間の平均気温との気温差のデータを取得した。取得されるデータの形は、天候(晴/曇/雨)、気温 (°C)、湿度 (%) および記録されたタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm) となっている。

ナビタイムジャパンの公表している混雑度予測は独自の経路検索エンジンシュミレーション技術を用いて、電車 1 本 1 本、1 駅ごとに詳細な混雑予測をしたものである。車内の混雑度は「座れる」「席はいっぱい」「立って乗車できる」「混んでいる」「身動きができない」「乗れない」の 6 段階で評価している。ここで取得されるデータの形は、上記の 6 段階評価およびある時間帯にある駅に到着した際のタイムスタンプ (yyyy-mm-dd hh-mm) となっている。

本研究ではナビタイムジャパンの評価と前述した車内の混雑率について以下のように対応させた。



ナビタイムジャパン混雑率予測より引用・作成

図 2-3 本研究における混雑率と定義

2.2. データ処理

次に上述した様々なデータをそれぞれに付与されているタイムスタンプを基準に、一つに統合し、分析・可視化に必要な形に再構築した。全体像は図のようになっており、以下各処理方法について説明する。

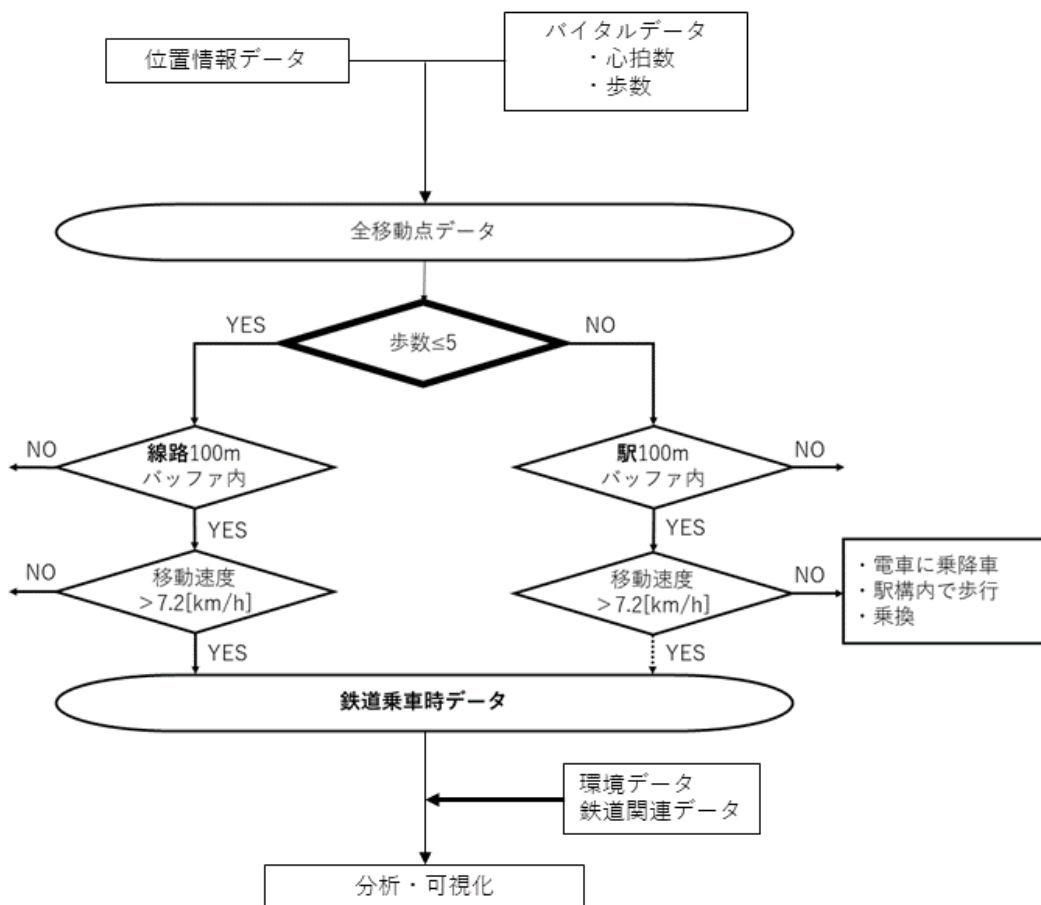


図 2-4 データ処理方法

2.2.1. パーソナルデータの統合

パーソナルデータである心拍数，歩数，移動履歴をタイムスタンプによって統合した。Fitbit によって記録されたバイタルデータが有しているタイムスタンプは (yyyy-mm-dd hh-mm) の形である一方，移動履歴は (yyyy-mm-dd hh-mm-ss) と秒数まで含まれている。そこでデータの統合を行うにあたり，秒数は除外した。統合されたデータ（以下統合データ）の数は一日当たり 1440 点（ 60×24 時間）となっている。

当然ながら，1440 点あるデータには鉄道による移動をはじめ，徒歩，車による移動，滞留などの場合も含まれている。そこで，次に一日のデータから本研究に必要な鉄道による移動を行っているデータのみを抽出した。

2.2.2. 鉄道乗車時データの抽出

これまで携帯端末によって記録された GPS データを用いて滞留や移動とその交通手段を推定する手法について多く研究されてきた。前司ら（2005）は，徒歩，車両，および電車の移動速度がそれぞれおおよそ $0 \sim 5$ [km/h]， $10 \sim 60$ [km/h]， $50 \sim 100$ [km/h] であることから，GPS 測位データの位置差分から求められる移動速度や，測位誤差の大きさを表した角速度に着目して交通モードを推定する手法を提案した。この手法では，位置情報を 10 秒間隔と本研究と比較して短くかつ一定間隔で記録されたデータを用いている。一方で大野ら（2010）による研究では，不定期でなおかつ計測期間が最低で 5 分という低頻度な測位データを用いて交通手段を推定している。この手法において交通モードの推定は観測点間で算出された平均速度，移動距離を用いて行っており，特に鉄道移動の推定では，鉄道のジオメトリデータを用いて観測地点と鉄道路線との距離を基準に推定している。両者の手法における課題として共通しているのは，電車の発着・減速時と徒歩との区別の精度が低い点である。前司による手法では，鉄道乗車時の誤判定率は 50% に達し，大野らによる研究では，鉄道乗車時データを徒歩として推定したものは全体の 10% となった。以上のことを踏まえて本研究では，前司らや大野らの推定手法を応用して，徒歩と鉄道乗車中の鉄道の発着時との区別をより正確に行える手法を検討した。


2.2.2.1. 鉄道乗車時データの抽出方法概要

鉄道乗車時データの抽出方法を説明にするにあたり，ある被験者の実際に計測されたデータの一部（2019/8/27 16:36~16:55）を切り取り例として用いる。

本研究はまず統合データを歩数 ≤ 5 と歩数 > 5 で識別した。ここで歩数 ≤ 5 と識別された点は，家や職場，訪問先での滞留や，鉄道や自動車による移動中は歩行を行わないという特性から，鉄道・自動車の車内であると言える。ここで 5 歩とした理由は動きによっては歩行していなくても歩数と誤って計測された場合を考慮したためである。なお，歩数 ≤ 5 には，Fitbit を着用していない場合も考えられるが，被験者は極力一日中着用してもらっているため，今回は考慮しないこととする。一方で，歩数 > 5 の点は徒歩による移動中あるいは家や職場，

訪問先で歩行中であると考えられる。また鉄道関連でいえば、鉄道に乗車するために改札を通りプラットフォームに移動する際や、乗換するため、そして降車後に改札まで向かうなど駅構内での徒歩移動も含まれている。

以上のことを踏まえ、データには歩数 ≤ 5 を stay, 歩数 > 5 を walking とラベリングした(図 2-5 の矢印が示した列)。以下歩数 ≤ 5 のデータを stay データ, 歩数 > 5 となるデータを walk データとする。図の bpm は心拍数, step は歩数を表しており, 該当時間(time)での1分間で計測されたものである。また, long は経度, lat は緯度であり, 位置情報がモバイルデバイスによって記録されなかった点は空欄となっている。



Time	bpm	step	movement	long	lat
2019/8/27 16:36	108	111	walking		
2019/8/27 16:37	109	92	walking	139.6795	35.66891
2019/8/27 16:38	101	0	stay		
2019/8/27 16:39	93	9	walking		
2019/8/27 16:40	87	0	stay		
2019/8/27 16:41	84	0	stay	139.6838	35.67011
2019/8/27 16:42	86	0	stay		
2019/8/27 16:43	80	0	stay	139.6953	35.68114
2019/8/27 16:44	78	0	stay		
2019/8/27 16:45	72	34	walking	139.7001	35.69008
2019/8/27 16:46	81	118	walking		
2019/8/27 16:47	96	113	walking		
2019/8/27 16:48	95	105	walking		
2019/8/27 16:49	104	36	walking		
2019/8/27 16:50	99	0	stay	139.699	35.69616
2019/8/27 16:51	87	0	stay		
2019/8/27 16:52	88	0	stay		
2019/8/27 16:53	84	76	walking	139.7039	35.71359
2019/8/27 16:54	93	113	walking		
2019/8/27 16:55	97	115	walking	139.7037	35.71233

図 2-5 歩数に基づいたラベリング結果

次に位置情報が付与された各観測点間の移動速度[km/h]を求めた。この速度は二点間の距離と移動に要した時間から求めた。笠原(2015)は移動速度が $0\sim 2$ [m/s]($=7.2$ km/h)の場合, 81%の確率で歩行時であるとしている。つまり, 移動速度 7.2 [km/h]以上の場合に考えられるのは, 自動車・鉄道・自転車による移動であることが概ね言える。

続いて統合データを地図上に落とし込み, 駅および線路との位置関係から鉄道乗車か否か考える。ここで, 鉄道線路・駅のデータは, 国土数値情報ダウンロードサービスが提供する鉄道データセット(平成30年12月31日時点)を使用した。このデータセットは全国の旅客鉄道・軌道の路線や駅について, 国土地理院「数値地図25000(空間データ基盤)」, 「電

子地形図（タイル）」、(株)電気車研究会・鉄道図書刊行会「鉄道要覧」(国土交通省鉄道局監修)、各鉄道事業者の公式HP等からその形状や位置を取得して作成されたものである。本データに含まれている情報として、鉄道路線の位置、形状、鉄道区分、事業者種別、路線名、運営会社がある。

大野らは鉄道路線から100m範囲内のバッファ上にある点は55.7%の確率で鉄道利用あるいは徒歩だとしている。そこで本研究は、walkデータと駅の100mバッファとの関係、およびstayデータと線路の100mバッファとの関係を明らかにした。Stayデータ、walkデータのバッファ圏内の点をそれぞれ抽出し、識別した(図2-6)。なお、Sta. Buffa 駅から100m圏内、Rail Buffa は線路から100mバッファ内であることを意味しており、バッファ圏内となった点には識別値としてそれぞれ1を付与した。下図では全てバッファ内であったことから1が与えられているが、バッファ圏外の点には識別値を0とした。



Time	bpm	step	movement	speed[km/h]	Sta. Buffa	Rail Buffa	long	lat
2019/8/27 16:36	108	111	walking					
2019/8/27 16:37	109	92	walking	1.469728	1		139.6795	35.66891
2019/8/27 16:38	101	0	stay					
2019/8/27 16:39	93	9	walking					
2019/8/27 16:40	87	0	stay					
2019/8/27 16:41	84	0	stay	7.479197			1 139.6838	35.67011
2019/8/27 16:42	86	0	stay					
2019/8/27 16:43	80	0	stay	53.23501			1 139.6953	35.68114
2019/8/27 16:44	78	0	stay					
2019/8/27 16:45	72	34	walking	33.86084	1		139.7001	35.69008
2019/8/27 16:46	81	118	walking					
2019/8/27 16:47	96	113	walking					
2019/8/27 16:48	95	105	walking					
2019/8/27 16:49	104	36	walking					
2019/8/27 16:50	99	0	stay	16.28569			1 139.699	35.69616
2019/8/27 16:51	87	0	stay					
2019/8/27 16:52	88	0	stay					
2019/8/27 16:53	84	76	walking	40.33909	1		139.7039	35.71359
2019/8/27 16:54	93	113	walking					
2019/8/27 16:55	97	115	walking	4.300875	1		139.7037	35.71233

図2-6 バッファ圏内データのラベリング

これらのことから Rail Buffa=1 の点は歩数 ≤ 5 であることから、概ね鉄道乗車時のデータであると言える。そのため、Rail Buffa=1 の前後にある Sta. Buffa=1 は駅周辺あるいは駅構内を歩いていることが推測される。一方で Rail Buffa=0, Sta. Buffa=0 である点は鉄道利用に関連のない点であると言える。

次に、以下のパターンによって各点に識別文字（A～E）を付与した。

表 2-6 パターン条件と識別文字の関係

識別文字	パターン条件	識別色
A	Sta. Buffa = 1 かつ Speed ≤ 7.2[km/h]	緑
B	Sta. Buffa = 1 かつ Speed > 7.2[km/h]	黄
C	Rail Buffa = 1 かつ Speed > 7.2[km/h]	赤
D	A~C にあてはまらない かつ movement = walking	水色
E	A~C にあてはまらない かつ movement = stay	青

それぞれのパターンが表している行動は以下のように解釈できる。パターン B は駅周辺・駅構内で歩行しており、なおかつ 1 分間の移動距離が 120m 以上であることを意味している。分速 120m は上述したように普通の歩行速度よりも早いため、特異的な歩行（早歩き・走る）および鉄道を含めた複数の移動手段を利用していることが推測される。

表 2-7 パターン条件から推定される行動

パターン	推測される行動
A	<ul style="list-style-type: none"> ・ 駅周辺で歩行 ・ 駅構内で移動／乗り換え ・ 改札から入る／出る ・ 乗車してから発車直前 ・ 停車直後から降車
B	<ul style="list-style-type: none"> ・ 乗車直前から発車直後 ・ 停車直前から降車直後 ・ 駆け込み乗車 ・ 駅周辺で自動車に乗降
C	<ul style="list-style-type: none"> ・ 鉄道に乗車
D	<ul style="list-style-type: none"> ・ 駅周辺以外で歩行 ・ 駅周辺で歩行 ・ 駅構内で移動／乗り換え ・ 改札から入る／出る
E	<ul style="list-style-type: none"> ・ 家，職場，訪問先で滞留 ・ 自動車に乗車 ・ 鉄道に乗車 ・ プラットホームにて鉄道を待つ

注目すべきは、パターン D, E である。パターン A~C に当てはまらないことが条件であるが、これは必ずしもパターン D, E が鉄道利用に関連した行動ではないことではない。なぜなら、D および E のデータは位置情報が欠損しているため、バッファ内に含まれているかどうか定かではない。そのため、前後の点との関係から鉄道利用に関連しているか推測する必要がある。

表 2-6 に基づいて識別文字を付与すると下図のようになる。ここでは見やすくするためにそれぞれの文字に対応している色によって色別した（表 2-6 の識別色参照）。


Time	bpm	step	movement	speed[km/h]	Sta. Buffa	Rail Buffa	long	lat
2019/8/27 16:36	D	108	111	walking				
2019/8/27 16:37	A	109	92	walking	1.469728	1	139.6795	35.66891
2019/8/27 16:38	E	101	0	stay				
2019/8/27 16:39	D	93	9	walking				
2019/8/27 16:40	E	87	0	stay				
2019/8/27 16:41	C	84	0	stay	7.479197		1 139.6838	35.67011
2019/8/27 16:42	E	86	0	stay				
2019/8/27 16:43	C	80	0	stay	53.23501		1 139.6953	35.68114
2019/8/27 16:44	E	78	0	stay				
2019/8/27 16:45	B	72	34	walking	33.86084	1	139.7001	35.69008
2019/8/27 16:46	D	81	118	walking				
2019/8/27 16:47	D	96	113	walking				
2019/8/27 16:48	D	95	105	walking				
2019/8/27 16:49	D	104	36	walking				
2019/8/27 16:50	C	99	0	stay	16.28569		1 139.699	35.69616
2019/8/27 16:51	E	87	0	stay				
2019/8/27 16:52	E	88	0	stay				
2019/8/27 16:53	B	84	76	walking	40.33909	1	139.7039	35.71359
2019/8/27 16:54	D	93	113	walking				
2019/8/27 16:55	A	97	115	walking	4.300875	1	139.7037	35.71233

図 2-7 識別文字を与えた結果

次に識別文字が D および E の点がどのような状態なのか推定する。上図の 16:42 の E は前後が C（鉄道乗車）と推定されていることから、鉄道乗車と考えられる。また、16:44 の E は、1分前に C、1分後に B であることから、B は降車直後と推定することができ、E は鉄道乗車 C と推測される。そしてその直後の 16:46 から 16:49 には D のみが存在していることからその時間帯は駅構内で歩行していることが言える。また、16:39 の D は、2分前が A、2分後が C でその間に E があることから、16:39 に乗車したことが推定され、16:38 の E は鉄道を待っている、16:40 の E は鉄道乗車している状態だと予想される。

これらのことを踏まえて、操作（巻末資料参照）を行った。なお、この操作は表の時間順に上から操作を行うとする。今回該当の範囲にて操作を行った結果は、図 2-8 となる。

Time		bpm	step
2019/8/27 16:36	D	108	111
2019/8/27 16:37	A	109	92
2019/8/27 16:38	E	101	0
2019/8/27 16:39	D	93	9
2019/8/27 16:40	E	87	0
2019/8/27 16:41	C	84	0
2019/8/27 16:42	E	86	0
2019/8/27 16:43	C	80	0
2019/8/27 16:44	E	78	0
2019/8/27 16:45	B	72	34
2019/8/27 16:46	D	81	118
2019/8/27 16:47	D	96	113
2019/8/27 16:48	D	95	105
2019/8/27 16:49	D	104	36
2019/8/27 16:50	C	99	0
2019/8/27 16:51	E	87	0
2019/8/27 16:52	E	88	0
2019/8/27 16:53	B	84	76
2019/8/27 16:54	D	93	113
2019/8/27 16:55	A	97	115



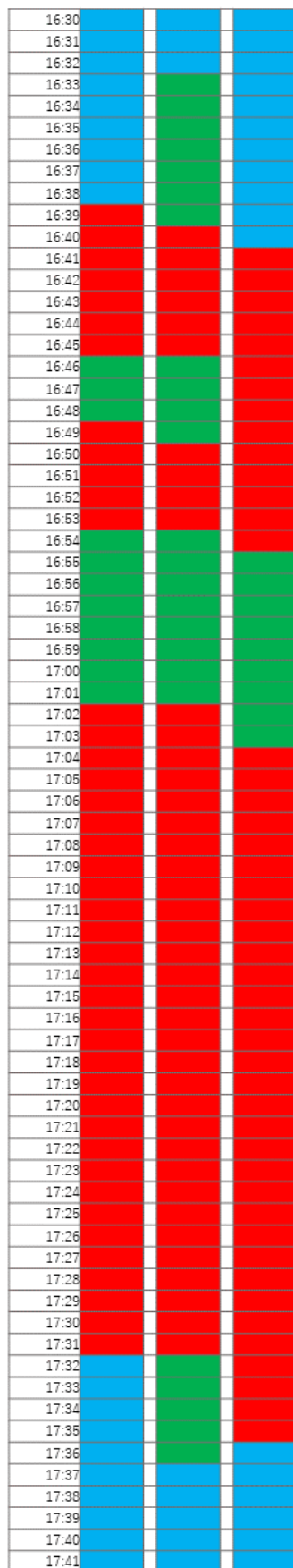
Time		bpm	step
2019/8/27 16:36	D	108	111
2019/8/27 16:37	A	109	92
2019/8/27 16:38	A	101	0
2019/8/27 16:39	A	93	9
2019/8/27 16:40	C	87	0
2019/8/27 16:41	C	84	0
2019/8/27 16:42	C	86	0
2019/8/27 16:43	C	80	0
2019/8/27 16:44	C	78	0
2019/8/27 16:45	C	72	34
2019/8/27 16:46	A	81	118
2019/8/27 16:47	A	96	113
2019/8/27 16:48	A	95	105
2019/8/27 16:49	A	104	36
2019/8/27 16:50	C	99	0
2019/8/27 16:51	C	87	0
2019/8/27 16:52	C	88	0
2019/8/27 16:53	C	84	76
2019/8/27 16:54	A	93	113
2019/8/27 16:55	A	97	115

図 2-8 推定操作結果

2.2.2.2. 鉄道乗車時データの抽出精度の検証

次に、本研究で用いた抽出方法の精度を検証した。まず、一例としてアンケート結果から実際に乗車しているとされる時間帯の前後を含めて切り取り、前述した一連の操作を行い鉄道乗車時データの抽出を行った。操作の途中経過および可視化したものは付録を参照されたい。

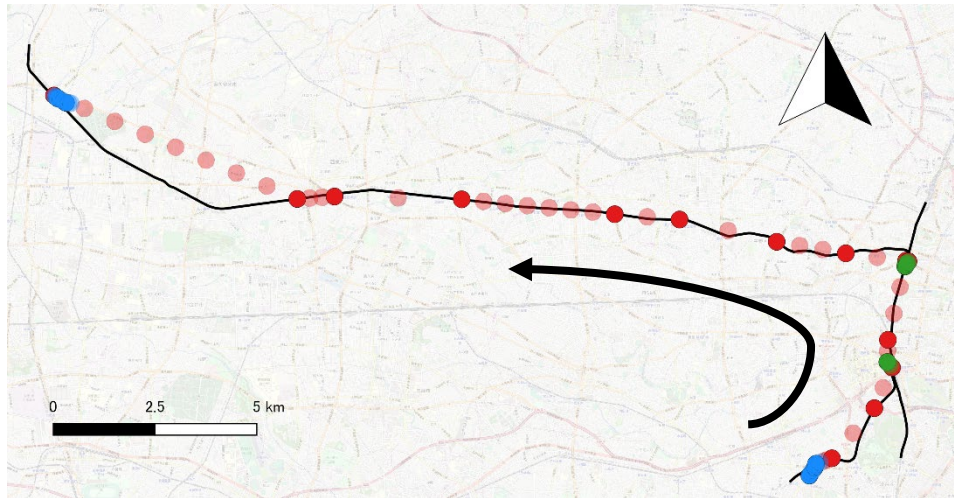
図 2-9 はアンケート結果および時刻表から推定した実際に乗車しているトリップデータ（以下実データ）、本研究の抽出方法によって乗車時データと推定されたもの（推定データ）、既往研究の推定方法によって鉄道利用と認定されたデータ（既往手法データ）を表したものである。なお、赤は鉄道乗車を表しており、水色は歩行、緑は駅周辺・構内を徒歩移動（乗り換え）していることを表現している。図 2-10 から図 2-12 はこれらの事柄を地図上に可視化したものである。地図上の黒線は路線、矢印は進行方向を表している。また、透明な点はモバイルデバイスの GPS センサによって位置情報が記録されなかった点で、前後の位置情報が記録されている点から 1 分間隔で線形補間したものである。そのためプロットされた点は必ずしもその地点で観測されたとは限らないことを考慮されたい。



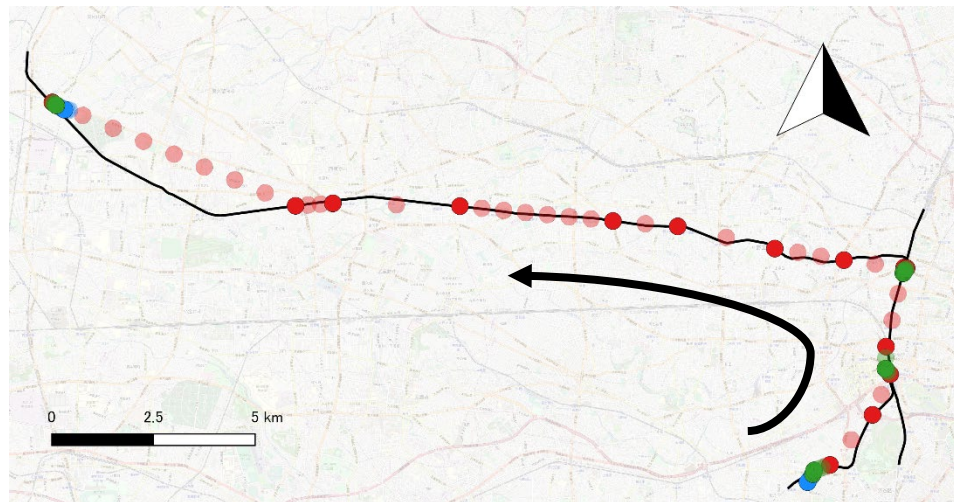
■ 鉄道乗車
■ 歩行
■ 駅周辺・構内での
徒歩移動（乗換）

左:アンケート結果・時刻表
 中:本研究の手法
 右:既往研究の手法

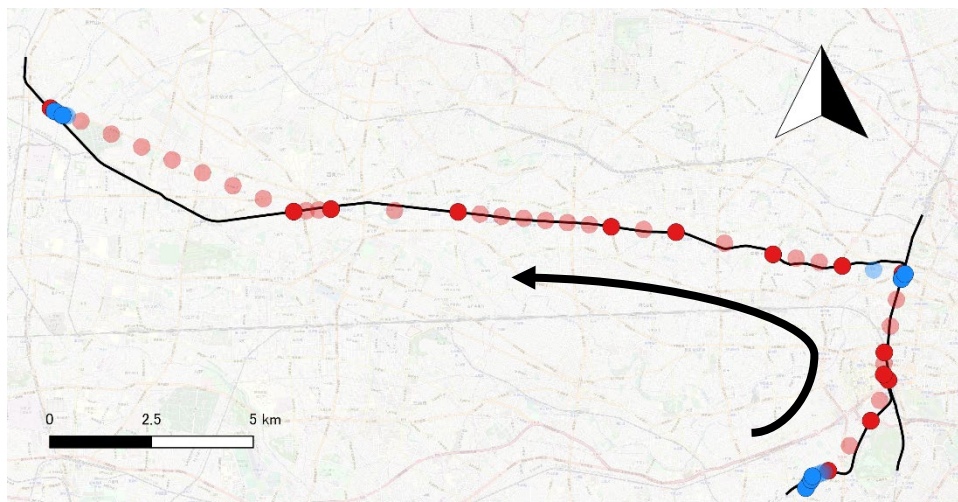
図 2-9 各手法による推定結果



(↑) 図 2-10 アンケート結果・時刻表から推定された状態



(↑) 図 2-11 本研究の手法から推定された状態



(↑) 図 2-12 既往研究の手法から推定された状態

図 2-9 からはアンケート結果・時刻表から推定された実データは時刻 16:30 から 17:41 の 72 分の間に累計 42 分間鉄道に乘車したことがわかる。また、推定データは総鉄道乗車時間 40 分、既往手法データの累計乗車時間は 46 分となっており、おおよそ近い値となっている。複数の方法で鉄道乗車と推定されたデータと実データを比較した場合の正解率を以下のように定義すると、

		抽出データ	
		鉄道乗車	乗車以外
実データ	鉄道乗車	TP	FN
	鉄道乗車以外	FP	TN

図 2-13 実データと抽出データの関係

$$\text{正解率} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \times 100$$

本研究の抽出方法の正解率は 97.22%に対し、既往研究の手法は 83.33%となり、大きな違いがでた。これは既往研究の方法では、位置情報の計測間隔が長い場合移動速度が不正確に算出されるため、乗車・降車した時刻を正確に推定することができないからだと考えられる。一方で、本研究の手法では歩数を用いていることから、鉄道車内では歩行をしないという特性から、駅構内での活動と車内での活動を分単位で判別することができる。そのため歩数や位置情報が正確に測定されていれば大きく抽出精度を損なうことはない。

乗り換え回数は実データからは、2 回乗り換えを行ったことがわかる (16:46-16:48, 16:54-17:01)。本研究の手法からは 2 回の乗り換えを特定することができたが、速度と位置情報のみを用いる既往研究の推定方法では乗り換えは 1 回のみ (16:55-17:03) と誤推定された (図 2-9 から図 2-12 を参照)。その理由として、乗換を行った駅での滞在時間が GPS センサの記録時間間隔よりも短かったため、滞在中に位置情報が計測されていなかったからだと考えられる。事実、16:46 から 16:48 の間で緯度経度は記録されておらず、その結果乗換前後の位置情報から算出された移動速度が 7.2[km/h]よりも早くなり、鉄道乗車と推定されてしまった。このような状況においても歩数を活用したことによって、歩行を行ったという事実から乗り換えを行ったことを特定することができた。以上のことから、本研究の手法は鉄道乗車の抽出精度は向上したことが言える。

次に被験者 6 人のデータで抽出処理を行ったところ、正解率は 84.62%、乗換回数の正解

率は 93.12%であった。今回誤差が生じた原因として複数の理由が考えられる。まず1点目は、個人のモバイルデバイスの GPS センサによる位置情報の精度によるものである。増成（2008）らは特に地下鉄では地下空間が電波を遮蔽し、大きな誤差を生じさせるとしており、今回の抽出処理でも地下鉄路線 100m バッファ圏内から外れた点も多く、地下鉄乗車時の推定精度は落ちた。

2点目の理由として考えられるのは、位置情報の計測間隔である。Google Maps アプリによる GPS ログの記録間隔は一定ではなく、最短で1分最長で数時間の間隔で記録している。それゆえ、トリップの始発駅または終点駅のバッファ圏内での位置情報が計測されていないケースがあり、そのような場合鉄道乗車と判定するのは難しい。図 2-14 は被験者の一人のあるトリップを可視化したものである。黒線はアンケート結果に基づいた該当トリップの利用路線経路（総乗車時間：79分、乗換回数：3回）である。位置情報が適度に記録されていたことから、鉄道に乗車した始発駅および1回目の乗り換えは推定することができた。しかし 16:45 以降位置情報は計測されず、次の計測時間は 22:38 となっており、なおかつその点は駅や線路の 100m 圏内ではない。そのため本研究の手法からは、いつ、どこの駅で降車したか推定することはできなかった。今回の場合、16:45 の点により1回目の乗り換え後にも鉄道に乗車していることが推定されたため、2回目の乗り換えを行った際の徒歩移動までの間を鉄道乗車と推定できる（巻末資料・推定手法⑧参照）。そのため本ケースで鉄道乗車とカウントされるのは始発駅で乗車してから2回目の乗り換えで降車する直前までであり、その間の正解率は 97.37%であるものの、このトリップ全体での正解率は約 50%と精度が下がる結果となってしまった。

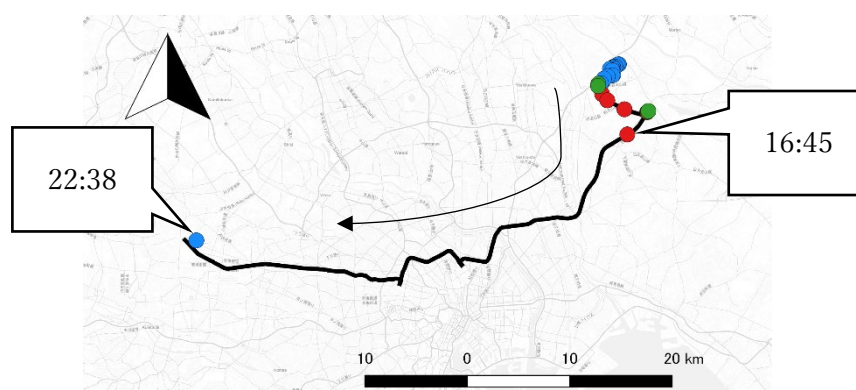


図 2-14 誤差の要因

誤差が生じた原因として考えられる3点目は、回答されたアンケートおよび実際に運行された鉄道の正確性である。実データとして参考にしたのは、アンケートで伺った乗車した駅名・路線名・最終目的駅名およびアンケートを回答しウェブ上で「送信ボタン」が押された時刻である。送信ボタンは回答条件上、鉄道に乗車した直後に押されるため、鉄道の発車時間と概ね等しいとすることができる。それらの情報を時刻表に照らし合わせて実データ

を形成した。そのため、アンケートの回答時間が乗車直後から遅れた場合や、鉄道に遅延等が生じた場合、時刻表通りとはならないため誤差が生じる。

そして、乗換回数の誤推定された際に多く見られたパターンは、まず一つ目は乗換が2分未満で行われた場合である。これは新宿駅の山手線⇄総武線や、御茶ノ水駅での総武線⇄中央線などといった同一プラットフォーム上に異なる路線が乗り入れている駅で行われる乗り換えで、いわゆる対面乗り換えのことである。本研究での抽出操作では、鉄道乗車中の2分未満の歩行は乗り換えとしていないため乗換と推定されず、推定精度が下がったと考えられる。

乗換回数の誤差が生じた要因の二つ目は、Fitbitの歩数計測の精度である。歩数が適切に計測されず、歩数 ≤ 5 となっている場合があり、そのような場合は乗り換えとして抽出することは困難である。

2.2.3. その他データの統合

次に2.2.2.で抽出された鉄道乗車時データに対し、アンケートの回答結果や外部データとしてナビタイムジャパンの車内の混雑度、気象庁から得られる天気、気温、湿度、直近10日間の平均気温との気温差（以下気温差）のデータを、タイムスタンプを基準に統合した。なお、出発駅にて乗車した直後に回答された「駅までの手段」「車内での活動」「乗車の理由」はそのトリップの最終目的駅到着までの全ての点に同一の内容を付与した。また、「着席の有無」「遅延の有無」「車内の快適度」「主観的快適度」は新たなアンケート回答で更新されるか、あるいは最終目的駅に到着するまで同一の内容が与えた。

ナビタイムジャパンの車内の混雑率は、アンケートを通して得られた出発駅名・路線名・最終目的駅名・乗換駅名およびそれらが回答された時刻を入力して調べた結果を用いた。この時、通過する一駅一駅間の混雑度を調査した。

2.2.3.1. 鉄道乗車関連データの統合

鉄道乗車時データに鉄道乗車関連データを統合した。本研究では鉄道乗車関連データとして「時間帯」「乗車時間」「乗換回数」を設けた（図2-15）。「乗車時間」とは乗り換えを行っている時間を除いた鉄道車内にいた累計時間である。なお、下の図における透明な点は線形補間によって位置情報が付与されていない点を可視化したものである。

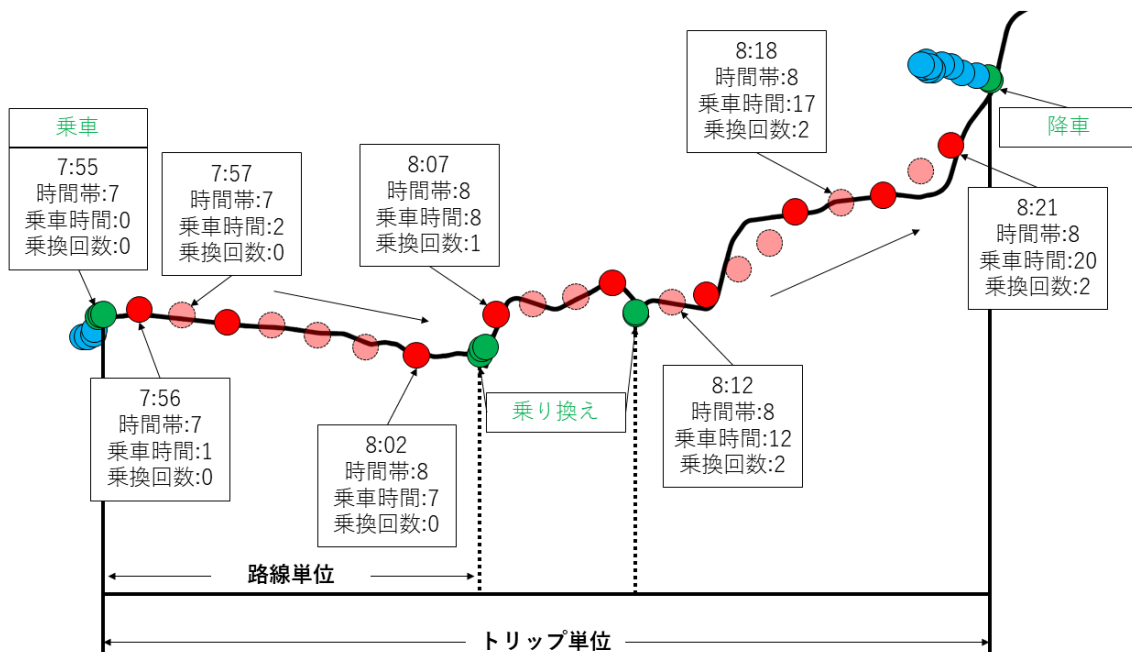


図 2-15 鉄道乗車関連データ例

2.3. 小まとめ

本章では、鉄道利用時の快適度を定量的に測る指標を構築するにあたり必要なデータについて説明した。本研究では、パーソナルデータとして心拍数、歩数、移動履歴（GPS ログ）を用いた。心拍数はこれまでの研究から主観的にリラックスと感じている時の心拍数は統計的に低く、主観的にストレスを感じているとした時には心拍数は有意に高い傾向があることから、生物学的アプローチから鉄道乗車時の快適度を測るのに適していると考えられる。この心拍数と個人のモバイルデバイスから得られる移動履歴（GPS ログ）を掛け合わせ、ある地点からある地点まで鉄道を用いて移動した際の心拍数の変動から快適性を分析が可能になり、ひいては全ての時間帯・路線・駅区間でのデータを把握することができると考えられる。

そこで、心拍数、歩数、位置情報をそれぞれが計測されたタイムスタンプによって統合した。この統合されたデータは鉄道乗車時以外のデータも含まれているため、鉄道乗車時データの抽出を複数のステップを踏んで行った。この抽出では従来の位置情報から交通モードを推定する方法に加え、パーソナルデータのひとつである歩数を用いたことで抽出精度を向上させることを可能にした。

次に抽出された鉄道乗車時データに対し、その他のデータを、新たにそれぞれのデータに付与されているタイムスタンプを基準に統合した。それらのデータは、アンケートの回答結果や外部データとしてナビタイムジャパンの車内の混雑度、気象庁から得られる天気、気温、湿度、直近 10 日間の平均気温との気温差、鉄道乗車関連データ「時間帯」「乗車時間」「乗

換回数」となっている。本章のデータ処理を終えた時点での各点が有しているデータの最終的なイメージは前頁の図 2-16 のようになっている。

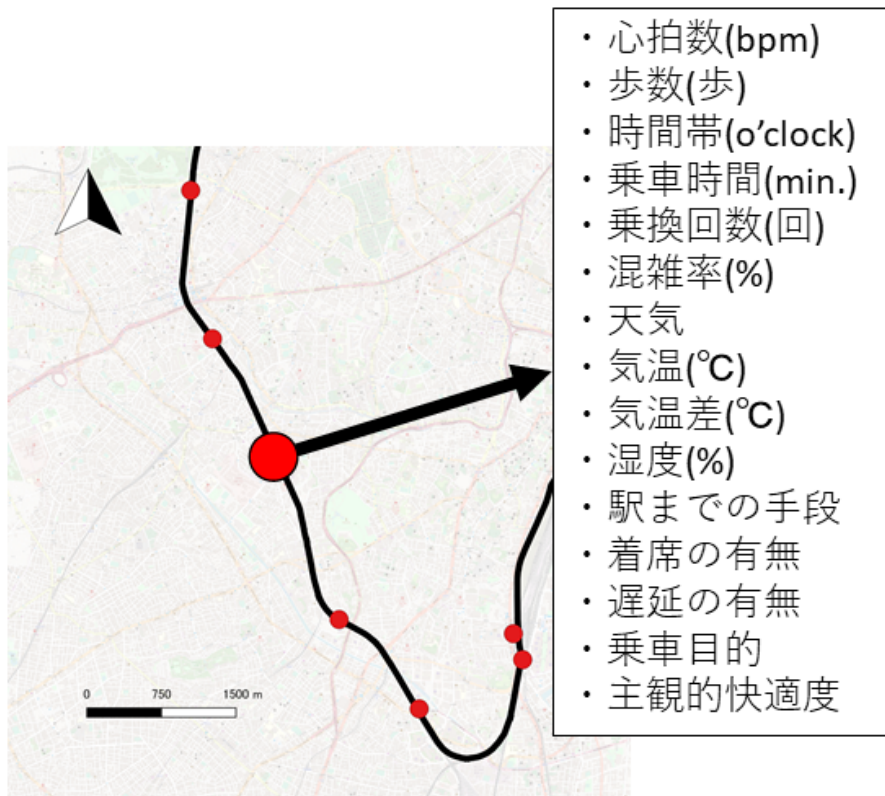


図 2-16 各点に付与されているデータ項目

第3章 快適性指標の構築

本章では、第2章で述べた操作によって抽出された各被験者の鉄道乗車時データ（以下乗車データ）から、心拍数と車内の快適度の関係について分析し、心拍数をもとに鉄道乗車時の快適性を指標化し、その有効性について考察する。

3.1. ストレス反応メカニズムの概要

有効性の判断にあたり、まず、ここで今一度ストレス反応のメカニズムについて改めて確認する。

人はストレスからの刺激を受けると、該当ストレスに対してポジティブあるいはネガティブな評価を行う。そしてストレス因子の刺激およびそれに対する認知や評価によって、交感神経もしくは副交感神経の一方が優位になり生理的反応が生じる。この身体反応により、更なる刺激への評価につながる(Cohen et al; 1985)。これがストレス反応の一連の流れである。この流れを本研究のテーマである鉄道乗車時の快適性について当てはめると以下の図3-1のようになる。

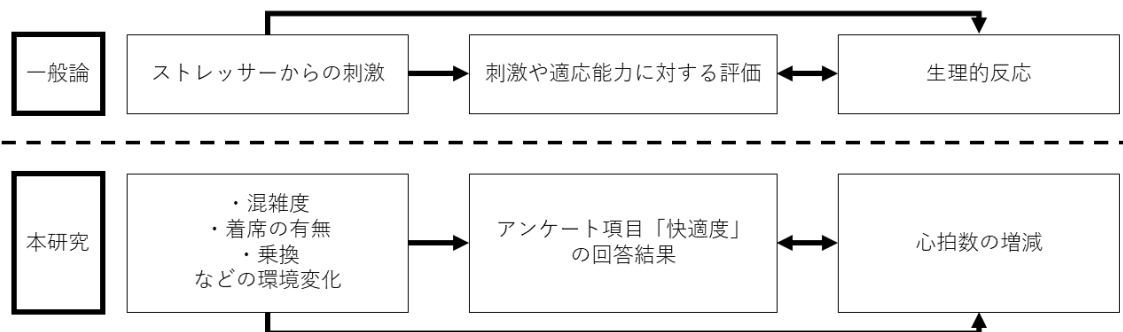


図3-1 ストレス反応

混雑度や着席の有無などの環境の変化によりストレスを感じると、それは「快適度の悪化（刺激や適応能力に対する評価）」や「心拍数の増加（生理的反応；交感神経が優位）」へ影響を与える。このことを踏まえて本章では、個人の鉄道車内の快適度を測る指標としての心拍数の有効性について「心拍数とアンケートで回答された主観的な快適度の関係」および「心拍数と環境変化の関係」の2つの視点で分析・検証する。ここで予想される反応として、回答された快適度が低くなると心拍数は増加すること、や、ストレスのスケールによって心拍数も増減することが挙げられ、これらが確認されると心拍数の鉄道乗車時の快適性指標として有効と見なせる。

一方で、心拍数の増減はストレス要因以外にも影響を受けることが知られており、特に、

歩行などの運動時に心拍数は増加するとされている。しかし、本研究で検証対象としている鉄道乗車時というのは概ね静止している状態が長期間続くことが予測されることから、運動の影響による心拍数の影響はないものとしている。

3.2. 使用する鉄道乗車時データの概要

検証を行うにあたり、抽出された乗車データについて被験者ごとにまとめた。詳しくは巻末資料を参照されたい。なお、乗車データとしたのは心拍数、歩数、GPS データ、アンケート結果の全てがそろっているもののみである。また、乗車データから歩行が2分以上続いた場合、歩数=0 となった静止状態直後から5分間のデータは分析から除外した。これは、歩行の影響により心拍数が上昇していることが考えられたためである。また、5分という間隔は山内ら（2004）の血圧測定に必要とされている安静時間を検証する研究で21名中8名が5分間以内に、17名が10分間以内に安静と判定された結果に基づいている。

総乗車時間は最も短いのは被験者Cで309分、最長は被験者Aの8,474分となっている。実際に被験者Cは309分より長く乗車していると考えられるが、分析に用いるデータが少なくなっているのは、乗車時にアンケートが回答されていなかった場合や、心拍数あるいは歩数が記録されていなかった場合が多かったためである。これらの場合、鉄道移動の推定精度が下がることや、推定された鉄道乗車時データが実際に正しいか検証することができないという懸念があるからである。

3.3. 心拍数と快適度の関係

本節では心拍数とアンケートで回答された快適度の関係について分析した。なお車内の快適度は、アンケートが回答されてから次のアンケートに回答・更新されるまでの間、全て

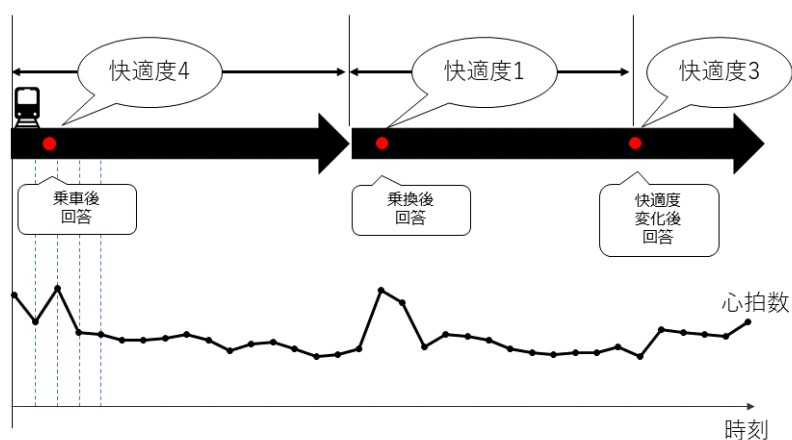
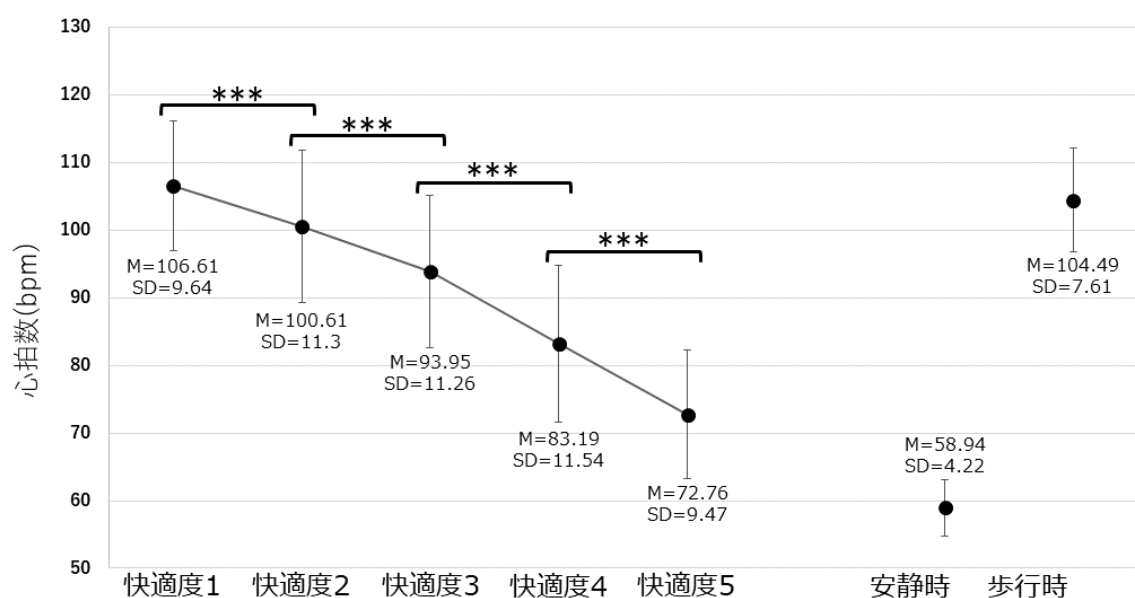


図 3-2 各時刻における快適度

の快適度を初めに回答された快適度とした。これらの快適度を同時刻の心拍数と対応させた（前頁図 3-2）。よって快適度のデータは乗車中、毎分存在していることになる。

被験者ごとに快適度と心拍数の関係をグラフ化すると下図（図 3-3～図 3-8）のようになる。グラフは各快適度に対して、それぞれの快適度の対象となる時刻に計測された心拍数の平均（グラフ中の M）と標準偏差（同 SD）を表している。また、比較として、被験者の安静時の心拍数および歩行時の心拍数も記載した。安静時の心拍数は午前 2 時から午前 5 時の睡眠中と推定される時間帯のものとし、歩行時は 1 分あたり 50 歩以上歩いている際の心拍数を採用した。被験者によっては、快適度の 5 段階全てで評価・回答していない場合があり、グラフ上ではそれらの快適度は空白となっている。

<被験者 A>



*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-3 快適度と心拍数の関係（被験者 A）

<被験者 B>

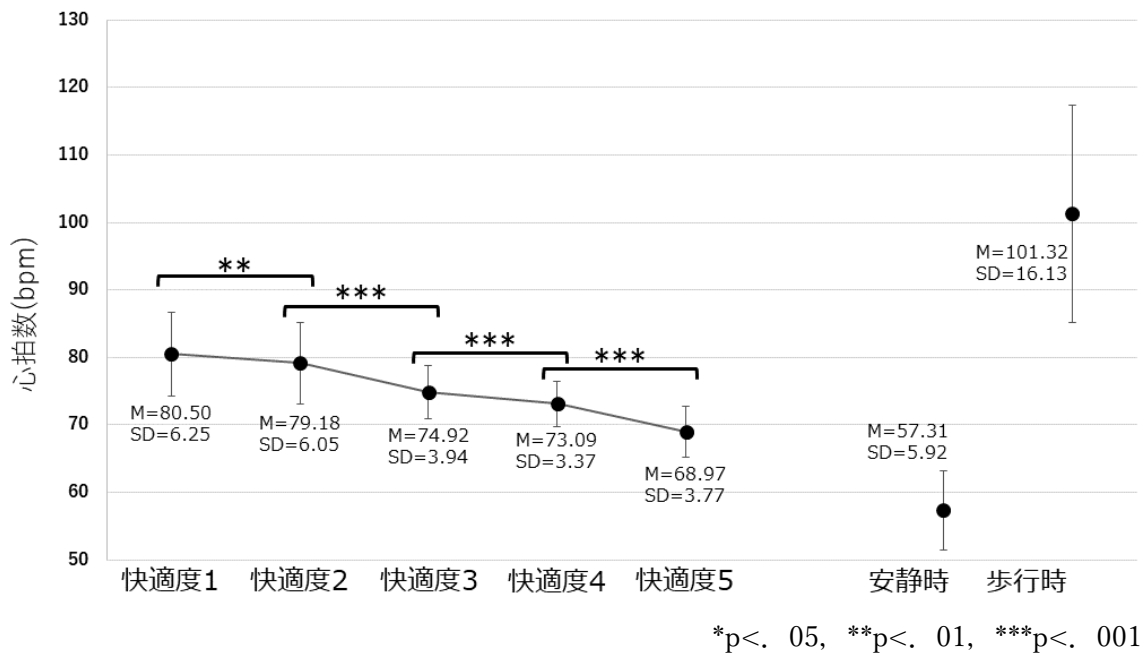


図 3-4 快適度と心拍数の関係 (被験者 B)

<被験者 C>

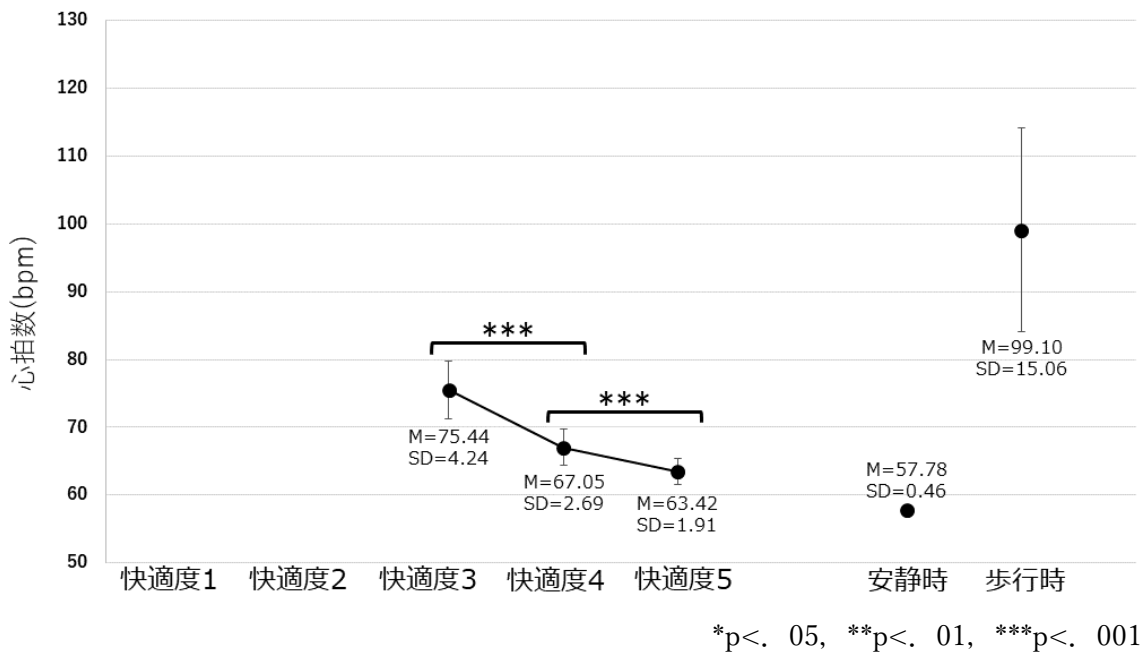
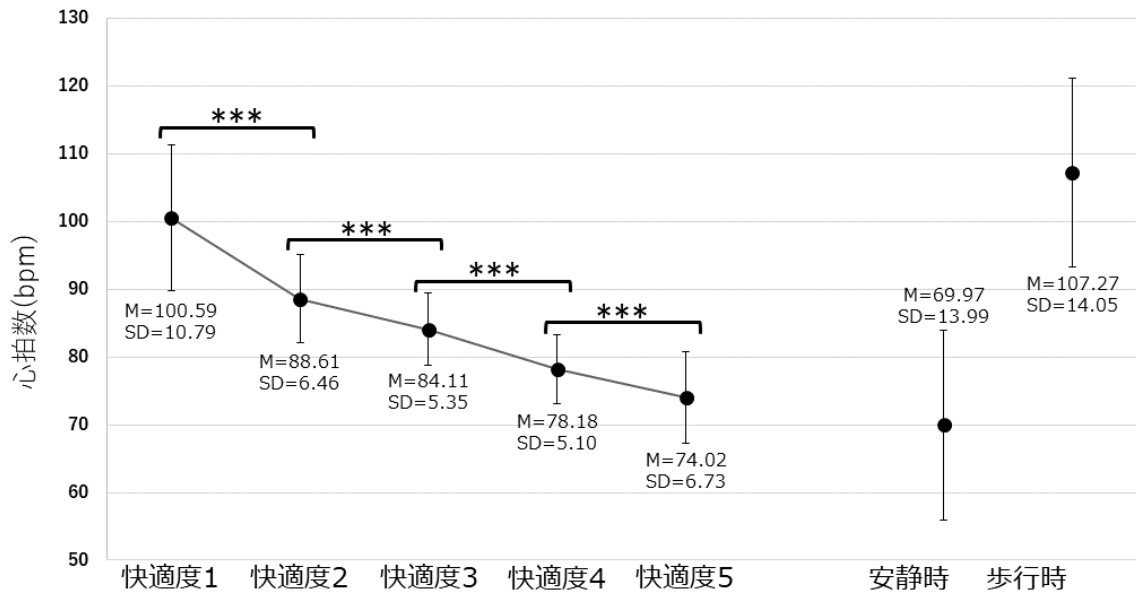


図 3-5 快適度と心拍数の関係 (被験者 C)

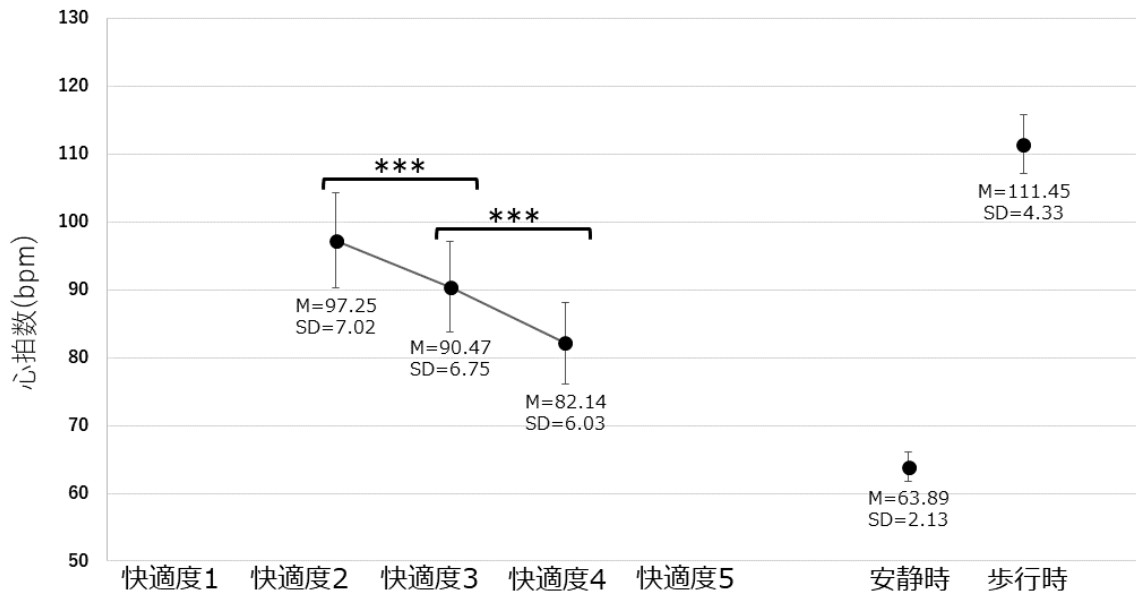
<被験者 D>



*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-6 快適度と心拍数の関係 (被験者D)

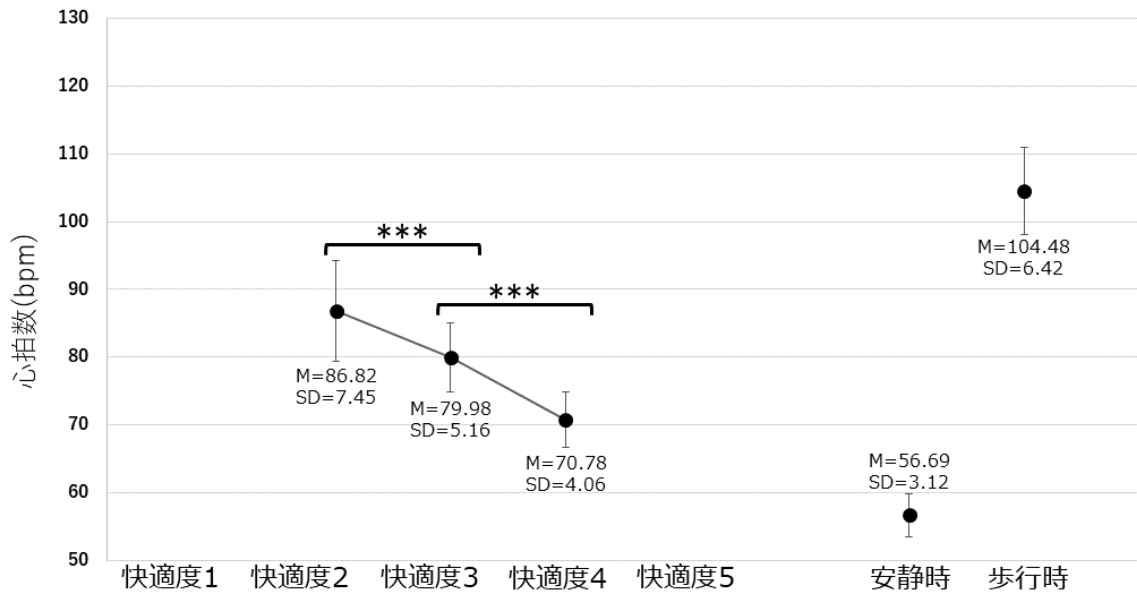
<被験者 E>



*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-7 快適度と心拍数の関係 (被験者 E)

<被験者 F>



*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-7 快適度と心拍数の関係 (被験者 F)

3.3.1. 「心拍数とアンケートで回答された快適度」の関係についての考察

まず、安静時の心拍数と回答された快適度の評価で最も高いレベルの快適度の心拍数を比較すると、安静時の心拍数の方が低いことが概ね全ての被験者で共通していた。このことから、鉄道に乗車する行為自体が車内の状況によらずストレス要因であることが推測される。

回答された快適度が低いとは、何らかのストレスサーによって鉄道乗車中の快適度が損なわれたと同義であると言える。よってそのような場合、交感神経が有意となり心拍数は上昇するとされている。一方で快適度が高いと回答された場合、副交感神経が誘発されており心拍数は有意に低くなると予想される。

今回各被験者の心拍数と快適度について分析してみると、全ての被験者において快適度が高くなるにつれて心拍数は有意に低くなっている($p < 0.001$, 一部 $p < 0.01$)ことがわかった。このことは上述した予想と同じ傾向であることから、心拍数の大小によって鉄道乗車時の快適度を表すことができるといえる。

実際に、各心拍数における回答された各快適度の割合を図示してみると、図 3-8 のように快適度のレベルごとの心拍数のボリュームゾーンを把握することができる。

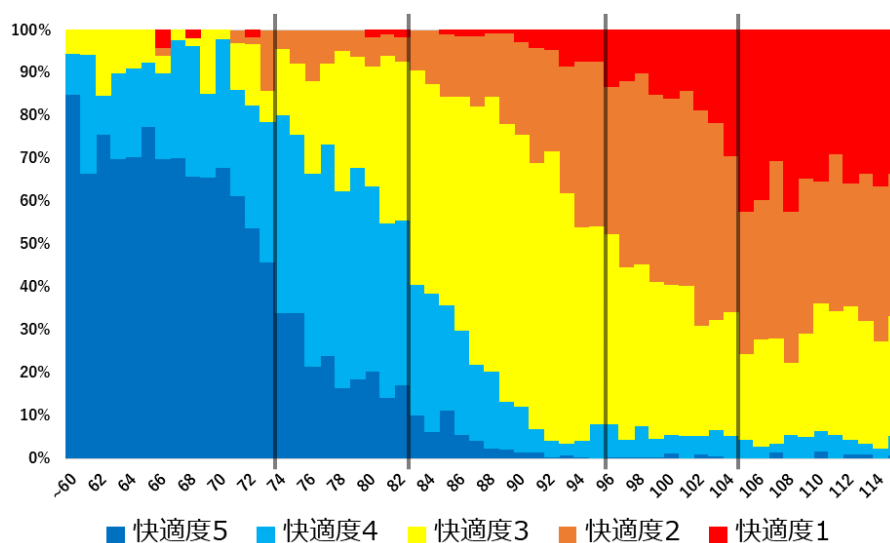


図 3-8 各快適度におけるボリュームゾーン

上図は被験者 A のものを表しているが、被験者 A は心拍数 73 以下に快適度 5 の割合が多く、心拍数 74 以上 82 以下の場合快適度 4、心拍数 83 から 96 の間では快適度 3 と選択される割合が多くなっている。以上のことから鉄道乗車時の快適度は心拍数の大小に準じていることがわかる。他の被験者については巻末資料に記載している。ボリュームゾーンは被験者によって異なっているものの、傾向としては心拍数が大きくなるにつれ、ボリュームゾーンは快適度の低いものへとシフトしている。

3.4. 心拍数と環境変化の関係

前節では快適度が上がると心拍数は上昇することなどから、鉄道乗車時の快適度は心拍数の大きさによって測ることができることがわかった。本節では、鉄道乗車時のストレスサーである環境の変化によって心拍数がどのように推移するか分析する。

前述したように Koslowsky et al (1995) では鉄道利用時のストレス要因として車内の混雑や温度などを挙げている。また、鈴木ら (2011) には鉄道の旅客に対しアンケートを行い、車内快適性に占める要因の割合を調査している。その結果、各種要因に占める割合は、振動や騒音などの物理的要因が 33.5%、座席要因が 40.5%、光や眺望などの視覚的要因が 26% となったとしている。このように、鉄道利用時のストレス要因は様々であることがわかるが、本節ではこれらの周辺環境からの刺激に曝露された際の心拍数の変動について分析する。

下の図は、被験者 A が通勤混雑のピーク時に乗車した際の心拍数とオフピーク時の心拍数を地図上にプロットし可視化したものである。ここで、ピーク時は平日の午前 6 時から午前 10 時の間、オフピーク時とは平日の午前 11 時から午後 16 時の時間帯を意味している。また各点の色は心拍数の大小を表しており、図 3-8 にもとづいて快適度に対応させた。



図 3-9 乗車時間帯別の心拍数

両図からは、全体的に同一の路線にもかかわらず時間帯の違いにより心拍数が異なることが視覚的にわかる。一般的に通勤時間帯で車内の混雑から不快感を多く感じるとされるピーク時には快適度 1 や快適度 2 が多く占めていることが見て取れる。実際にピーク時の平均心拍数は 95.95bpm(SD=13.16)、一方でオフピーク時の平均心拍数は 88.88bpm(SD=13.52)となっている。これらのデータに対し t 検定を行ったところ、 $p < 0.001$ であり両者に有意差があることがわかった。このことから、混雑による影響が心拍数に及んでいることが推測される。

心拍数が低いオフピーク時の図を見ると、JR 山手線や JR 常磐線など地上を走る路線では

青色の点が多く見られるが、地下鉄である東京メトロ東西線には快適度 3 から快適度 1 の点が集まっていることがわかる。このことから地下鉄という特異な空間や眺望という点で快適性に影響を及ぼしていることが伺える。

次に、下の図はある一日の鉄道によるトリップを行った際の被験者 A の心拍数を地図上にプロットし可視化したものである。

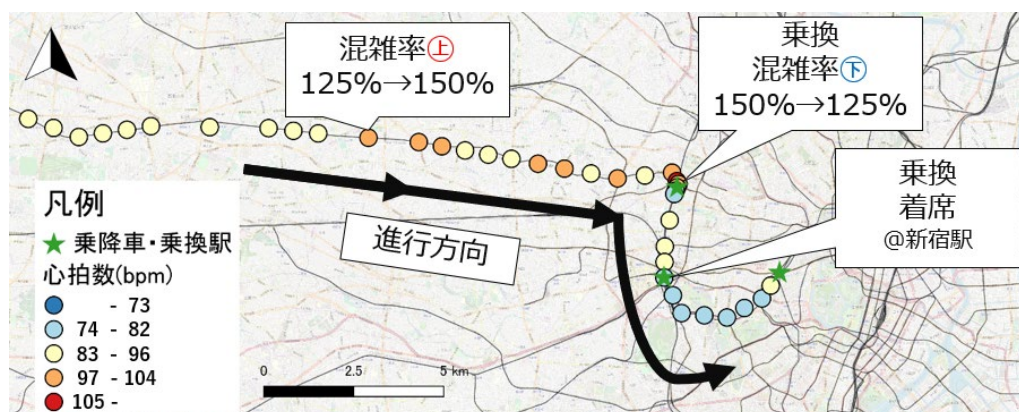


図 3-10 環境変化と心拍数の変動

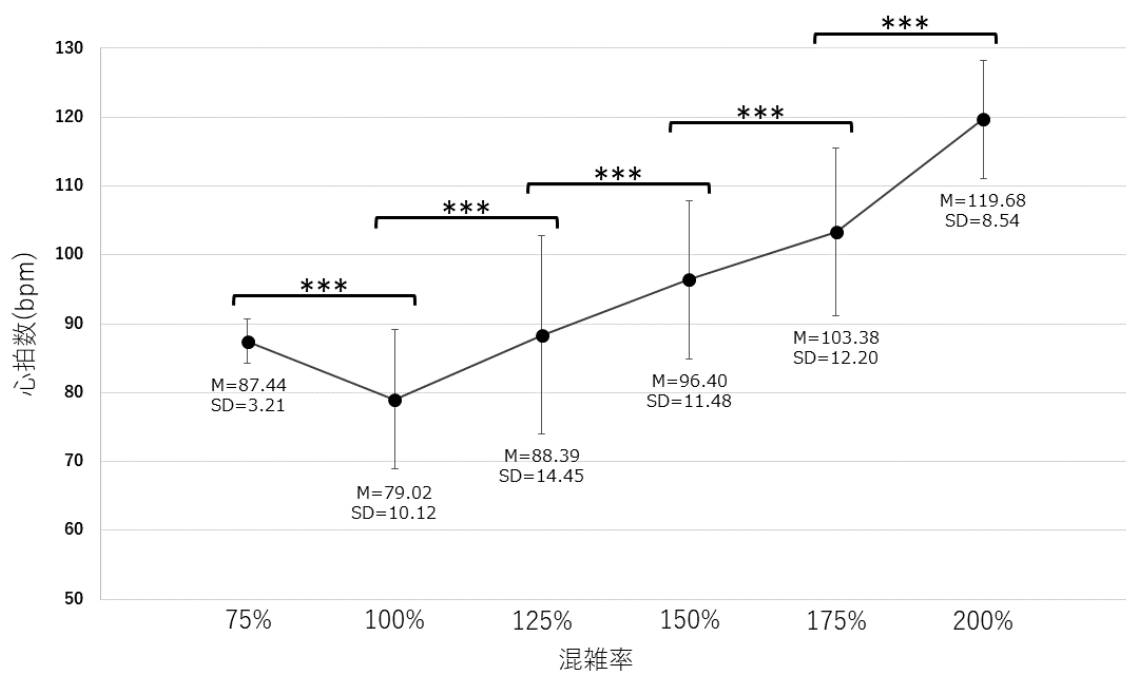
図からは、混雑率が 125%から 150%に変化するとその地点を境に心拍数も上昇していることがわかる。一方で混雑率が 150%から 125%に減少すると心拍数もそれに伴い、低くなっていることが見受けられる。この日のトリップでは、新宿駅で乗り換えを行い、新たに乘った電車で着席ができたとされており、着席後の心拍数は着席前と比較して低い値を推移していることもわかった。このように心拍数は周囲の環境変化にともないリアルタイムに連動していることがわかった。

以下環境変化と心拍数の関係について分析した。本研究では「混雑率と心拍数」、「着席の有無と心拍数」、「鉄道の種類と心拍数」、そして「鉄道乗車時間帯と心拍数」との関係性について検証した。

3.4.1. 「混雑率と心拍数」の関係

まず、心拍数と車内の混雑率についてまとめた。次頁のグラフはナビタイムジャパンが公表している各駅区間の特定の時間の混雑予測の数値を横軸、そして同時刻の被験者の心拍数を縦軸に表したものである。混雑率は 75%、100%、125%、150%、175%、200%の 6 段階となっている。なお、ここでは着席の有無などは区別しておらず、着席時および起立時のデータを用いた。黒点は各混雑率における心拍数の平均値を表している。SD は標準偏差 (Standard Deviation) を意味している。

<被験者 A>

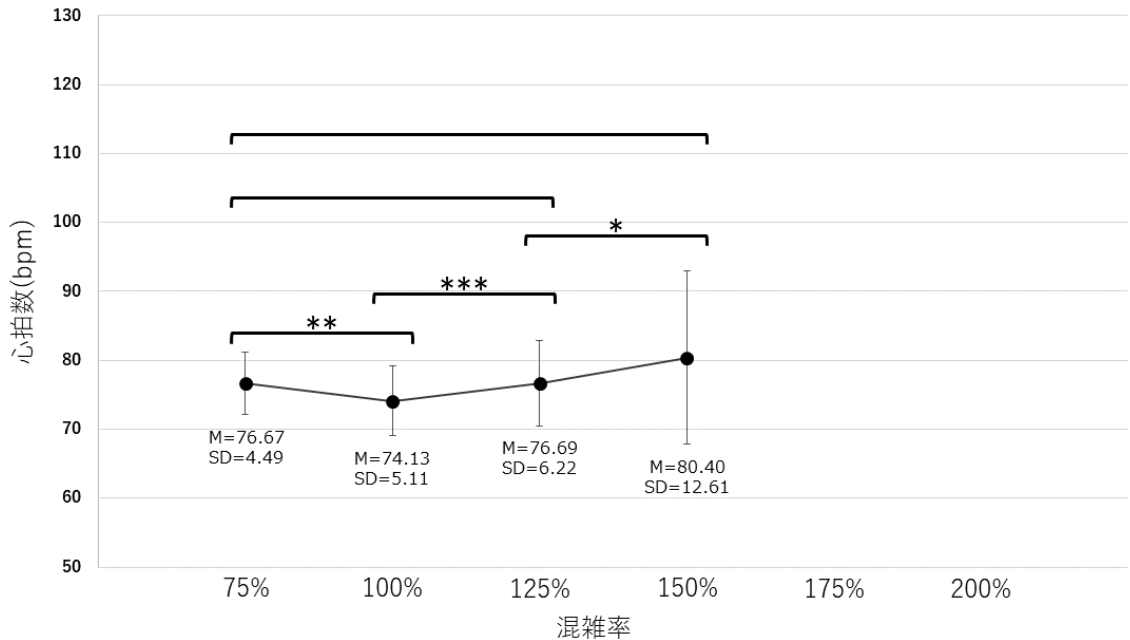


*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-11 混雑率と心拍数の関係(被験者 A)

被験者 A は混雑率 75%-100%間で心拍数は有意に減少している。しかし、混雑率 100%以降心拍数は増加傾向にあり、さらに各混雑率間に有意差があると認定されたことから、混雑率が増加すると心拍数も有意に上昇していることがわかる。心拍数の平均値が最も小さいのは混雑率 100%で 79.02(bpm)、一方で心拍数が最大の混雑率は 200%で 119.68(bpm)となっており、その差は約 40(bpm)である。

<被験者 B>

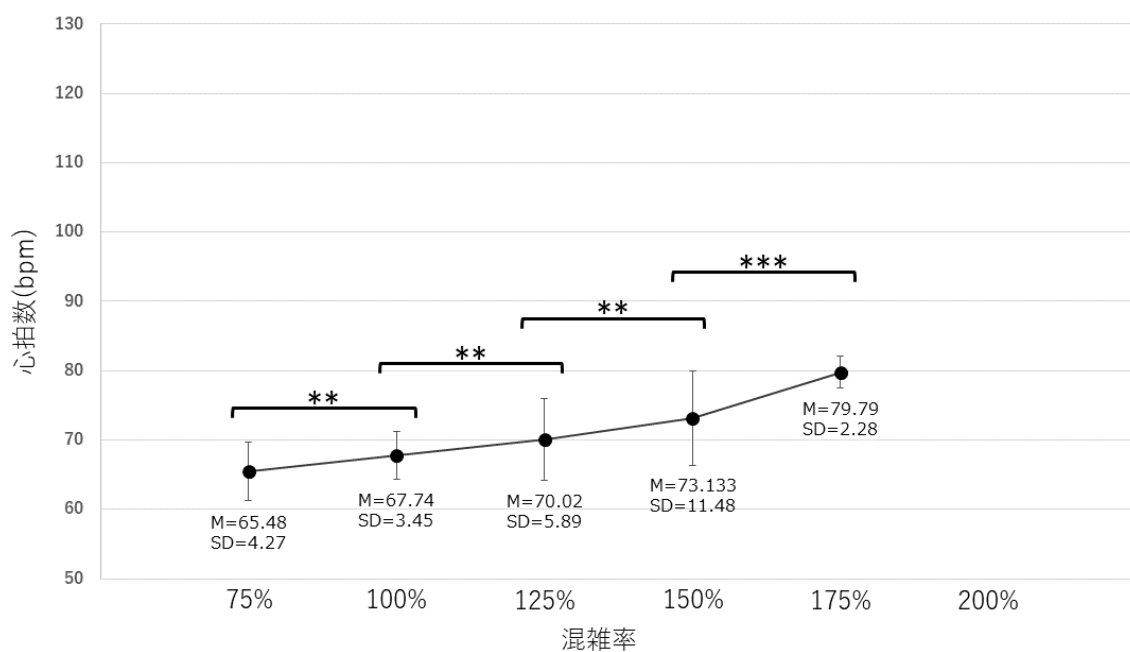


*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-12 混雑率と心拍数の関係(被験者 B)

被験者 B は混雑率 75%-100%間で心拍数は有意に減少しているが、混雑率 100%以降、混雑率が増加すると心拍数も有意に上昇していることがわかる。しかし、全体から見ると混雑率 75%-125%間および混雑率 75%-150%間では有意差が見られなかったことから、全体を通して混雑率の変化によって心拍数は変動したとは必ずしも言えない。心拍数の平均値が最も小さいのは混雑率 100%で 74.13(bpm)、一方で心拍数が最大の混雑率は 150%で 80.40(bpm)となっており、その差は約 6(bpm)である。被験者 A と比較するとその差は大きくないことがわかる。また、混雑率が最も低い 75%と最も高い混雑率 150%の心拍数の平均値を比較すると約 4(bpm)しか上昇していないことがわかる。

<被験者 C>

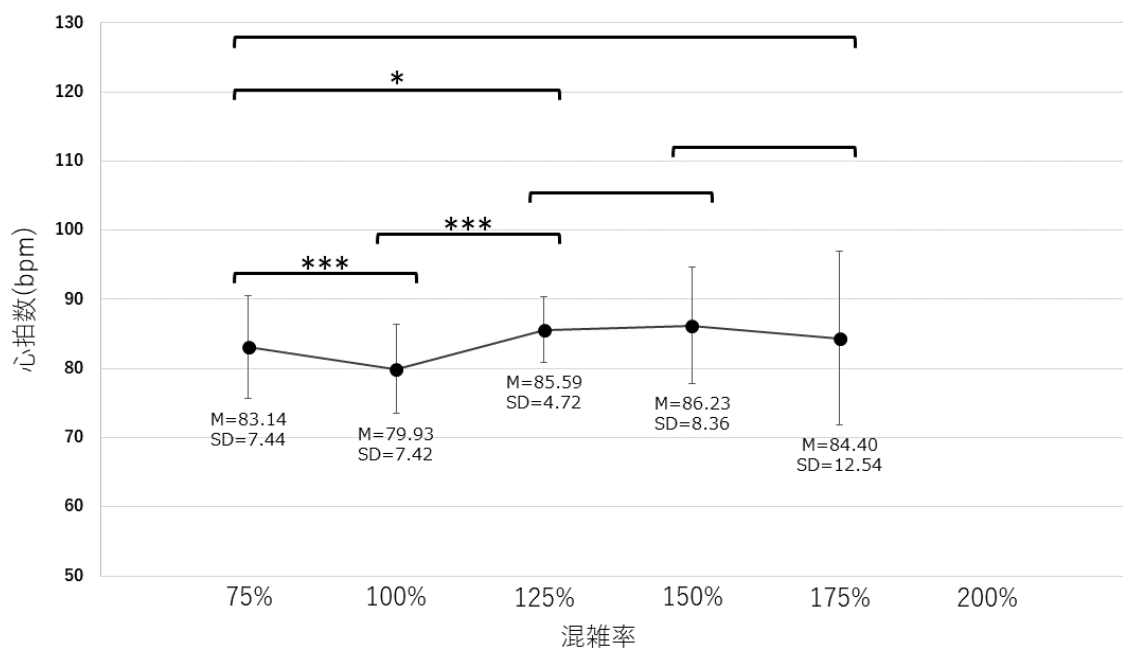


*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-13 混雑率と心拍数の関係(被験者 C)

被験者 C の場合混雑率 75%以降心拍数は増加傾向にあり、さらに各混雑率間に有意差があると認定されたことから、混雑率が増加すると心拍数も有意に上昇していることがわかる。心拍数の平均値が最も小さいのは混雑率 75%で 65.48(bpm)、一方で心拍数が最大の混雑率は 175%で 79.79(bpm)となっており、その差は約 14.31(bpm)である。被験者 A と比較すると、1/3 程度の上昇率である。

<被験者 D>

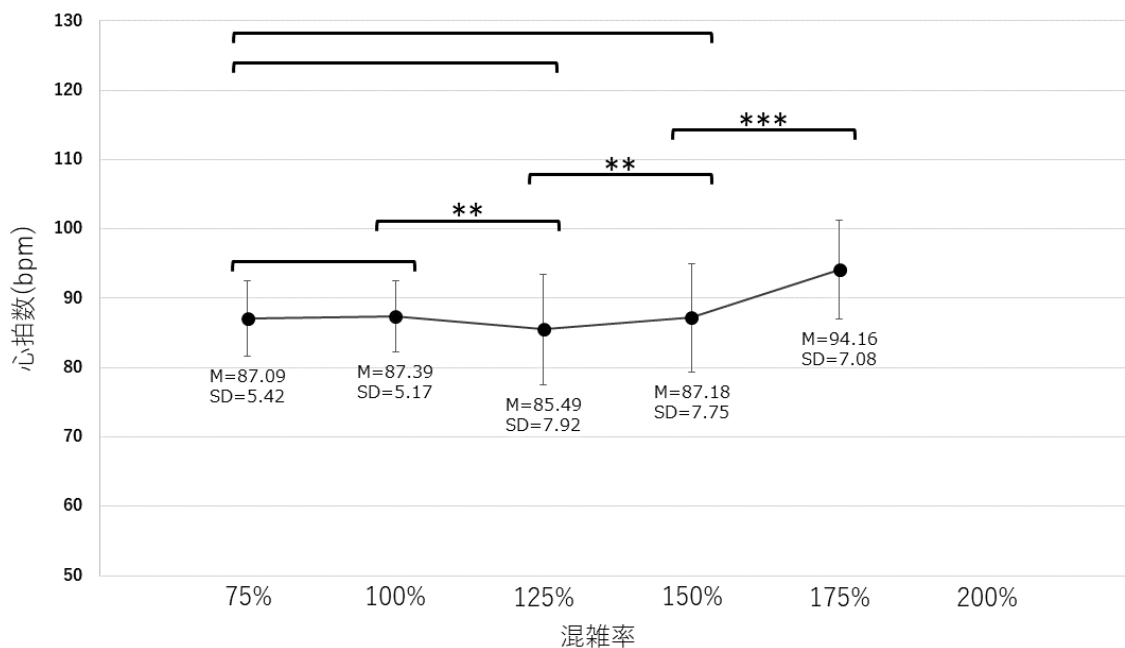


*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-14 混雑率と心拍数の関係(被験者 D)

被験者 D の心拍数は混雑率 75%-100%間で有意に減少し、混雑率 100%-125%間で心拍数は有意に上昇している。その後混雑率 125%-150%間で平均値は若干増加し、混雑率 150%-175%間で約 1(bpm)とわずかに減少していることがわかる。しかし、この間のデータに有意差は見られず、混雑率の変化によって心拍数は上昇・下降したとは必ずしも言えない。混雑率が最も低い 75%と最も高い混雑率 175%の心拍数の平均値を比較すると約 1(bpm)未満しか上昇していないことがわかる。同区間の p 値は 0.39 であり、混雑率の上昇により心拍数は増加したとは必ずしも正しいとは言えない。

<被験者 E>

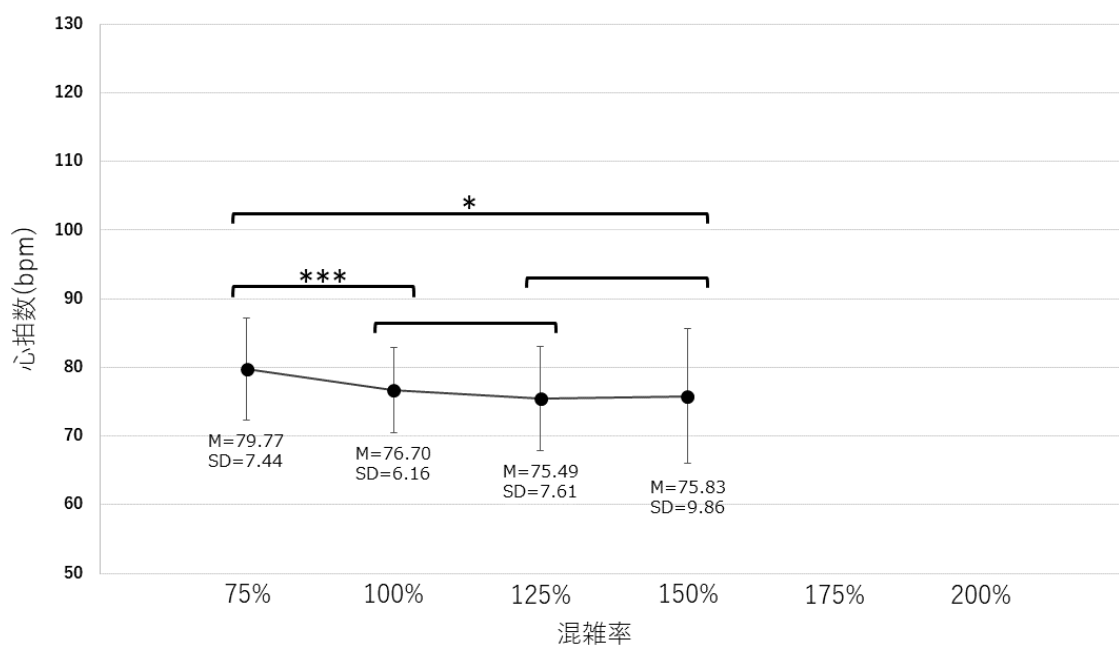


*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-15 混雑率と心拍数の関係(被験者 E)

被験者 E の心拍数は混雑率 75%-100%間で有意差はなかった。混雑率 100%-125%間では心拍数は有意に減少している。その後混雑率 125%-175%間で心拍数は増加傾向にあり、さらに各混雑率間に有意差があると認定された全体で見ると、混雑率 75%-125%間、混雑率 75%-150%間では有意差がなかったことから、この区間は心拍数の増減は混雑率の影響を必ずしも受けているとは言えない。これらのことを総合すると、被験者 E は混雑率 150%以降の混雑率の上昇は心拍数の増加に有意であることがわかる。

<被験者 F>



*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

図 3-16 混雑率と心拍数の関係(被験者 F)

被験者 F の心拍数は混雑率 75%-100%間で有意に減少している。しかし、混雑率 100%-125%間、混雑率 125%-150%間では有意さは見られなかった。最も低い混雑率である 75%での心拍数の平均値は 79.77(bpm)、調査期間中で経験した最も高い混雑率 150%での心拍数の平均値は 75.83(bpm)となっており、全体を通して減少していることがわかった。この混雑率 75%-150%間では 5%水準で有意差が認められたことから、混雑率によって心拍数は減少している可能性があることが言える。

3.4.1.1. 「混雑率と心拍数」の関係についての考察

一般的に車内の混雑率は鉄道利用時において快適性を損なう要因と認識されている。行政や鉄道事業者は車内の混雑率緩和に対策を講じていることから、ピーク時に満員電車で身を置くことは多くの人々にとってストレスを与えていることが伺える。これには人々が有するパーソナルスペースが関係していると考えられる。Hayduk (1978) は、パーソナルスペースとは他者の侵入によって不快感が生じる個人的空間としている。八重澤・吉田 (1981) の実験では、面識のない他者 (モデル) が実験参加者に近付いていき、その際の心理指標 (不安・緊張・見えの大きさ)、および生理指標 (心拍数・瞬目数) の測定を行った。その結果、不安・緊張・見えの大きさについてはモデルの接近に伴い単調に増加し、心拍数はパーソナルスペースの境界付近で急激な上昇を示したという。このことから本研究にケースでは、車内の混雑率が上昇するにつれ、パーソナルスペース内に他者が侵入することが増加し、それに伴い心拍数の増加が予想される。

今回混雑率と心拍数の関係について分析すると、混雑率が心拍数の増加に有意な影響を与えていると結論付けられるのは、被験者 A と被験者 C のみであった。つまり両者は、混雑率の増加によって快適度が有意に損なわれることが言える。被験者 A は混雑率 100% の時の心拍数の平均値は最も低く、最大の心拍数の平均値は混雑率 200% の時であり、約 40(bpm) 差があった。被験者の最大最小の心拍数の平均値の差はおよそ 14(bpm) であったことから、被験者 A は混雑率の増加により快適性をより多く損なっていることが推測される。被験者 E は混雑率 150% 以内であったら、混雑率の変化は快適度に有意な影響を与えないが、150% 以降の混雑率の変化は快適度の悪化に有意な影響を与えることがわかった。

被験者 B および被験者 D は全体を通して、調査期間中に経験した最も低い混雑率と最も高い混雑率での心拍数には有意差が見られなかった。このことから混雑率による快適性の損失が生じるとは両者の場合必ずしも結論付けることはできない。一方で被験者 F は混雑率が上昇すると、心拍数は有意に減少していたことから、混雑率には快適性に肯定的な影響を与えていると言え、興味深い結果となった。これは被験者の鉄道乗車時データの実に約 8 割が着席していたためだと考えられる。着席していたことから周囲との距離が極度に近くなることが避けられ、混雑率に関わらずパーソナルスペースがある一定確保できたことに起因する心拍数およびストレス度の低下と予測される。

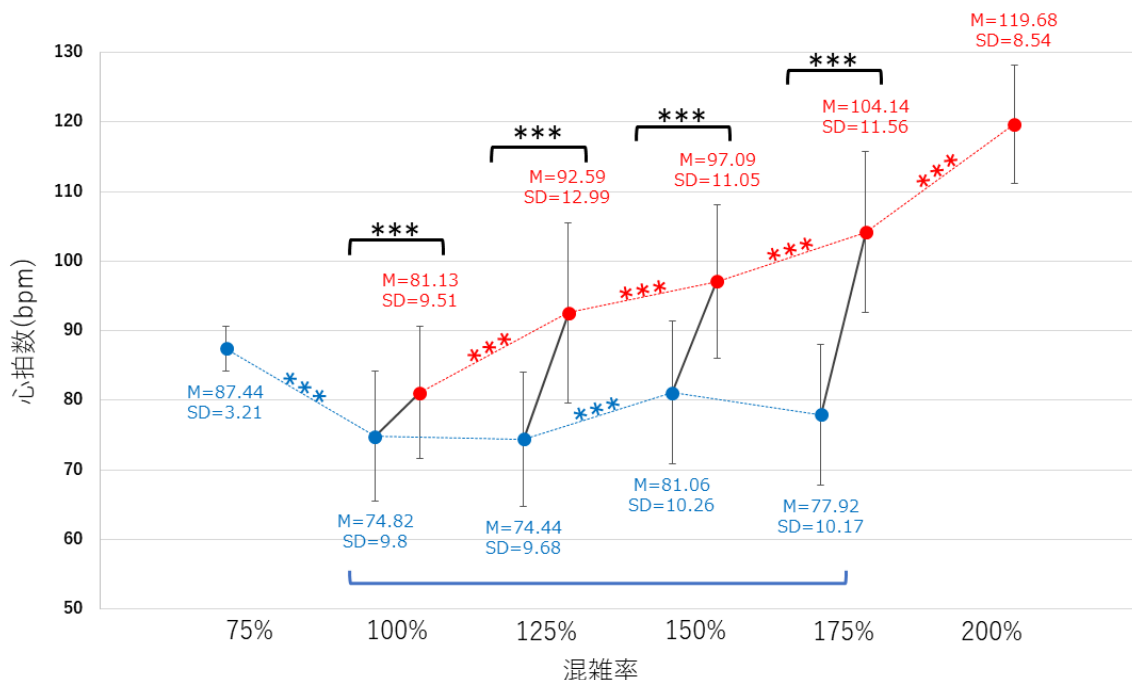
このことから着席の有無によって、車内の快適度並びに心拍数に変化が生じる可能性が考えられる。よって次に「着席の有無と心拍数」について分析する。

3.4.2. 「着席の有無と心拍数」の関係

ここでは着席の有無と心拍数について分析した。次頁のグラフは前節同様ナビタイムジャパンが公表している各駅区間の特定の時間の混雑予測の数値を横軸、そして同駅区間、同時刻の被験者の心拍数を縦軸に表したものである。混雑率は75%、100%、125%、150%、175%、200%の6段階となっている。グラフ中の青は着席時、赤は起立時を表している。つまり青点は着席時、赤点は起立時の心拍数の平均値を意味している。青の点線は着席時の各混雑率間の平均値の差、赤の点線は起立時の各混雑率間の平均値の差を示している。青、赤点間の黒線は該当する混雑率での着席時、起立時の心拍数の平均値の差を表している。

また、各被験者の全乗車データにおける着席時のデータの割合は、被験者A：12%、被験者B：61%、被験者C：40%、被験者D：43%、被験者E：45%、被験者F：79%となっている。

<被験者 A>



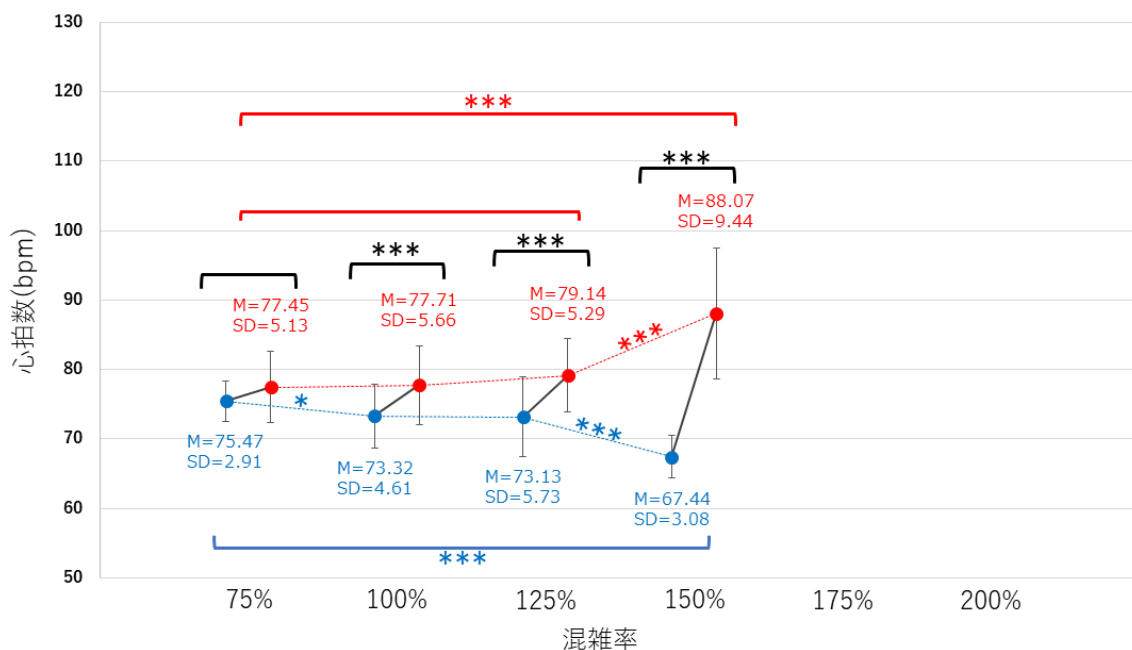
*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-17 着席の有無と心拍数の関係(被験者 A)

まず、各混雑率での着席の有無による影響について分析する。その結果全ての混雑率において着席時と起立時の心拍数に有意差が見られた。特に混雑率 175%では、起立時の心拍数の平均値は 104.14(bpm)に対し着席時は 77.92(bpm)とその差は 26.22(bpm)であった。他の混雑率でもおよそ 10(bpm)以上の差が見られ、同じ混雑率でも起立することにより心拍数は大幅に高くなることがわかった。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。起立時の心拍数は混雑率が増加するにつれ、有意に上昇していることがわかる。これは前節の結果と同様となっている。一方で、着席時の心拍数は混雑率 75%-100%間で減少し、混雑率 100%から 175%の間では 74(bpm)から 81(bpm)の範囲で推移している。さらに混雑率 100%と混雑率 175%の着席時のデータ間で t 検定を行うと有意差は認められなかった(p>0.05)。このことから、着席時の心拍数は混雑率の増減に関わらずほぼ一定であることが言える。

<被験者 B>



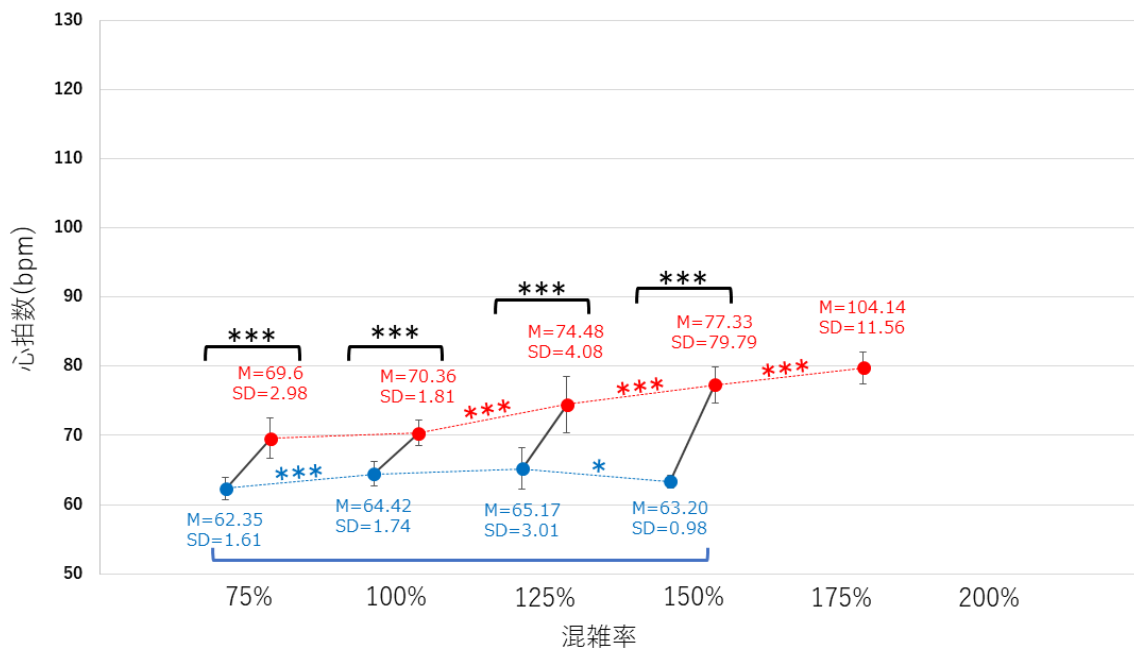
*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-18 着席の有無と心拍数の関係(被験者 B)

各混雑率での着席の有無による影響を見ると、被験者 B は混雑率 75%以外の混雑率では、着席時と起立時の心拍数に有意差が見られ、起立時の心拍数の方が着席時よりも有意に高くなる可以说。混雑率 100%では着席の有無によっておよそ 4(bpm)の差があり、混雑率 150%ではおよそ 20(bpm)の差にまで広がっている。つまり被験者 B にとって、混雑率が上がるにつれて起立しているか否かであることは心拍数の増減に大きく関係してくることがわかった。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。前節では、被験者 B は混雑率が変化しても心拍数に有意な変動は認められなかった。しかし、起立時の心拍数の変動を見ると、混雑率 75%から混雑率 125%までの間は有意さが見られないものの、混雑率 125%-150%間で有意な増加傾向があることがわかった。着席時の心拍数は、混雑率 75%-100%間と混雑率 125%-150%間で有意な減少が見られた。これらのことから、着席の有無によって心拍数の増減の変化は異なることがわかり、鉄道乗車時に起立しているあいだは、混雑率の変化は心拍数におよび快適性に負の影響を与えている可以说。

<被験者 C>



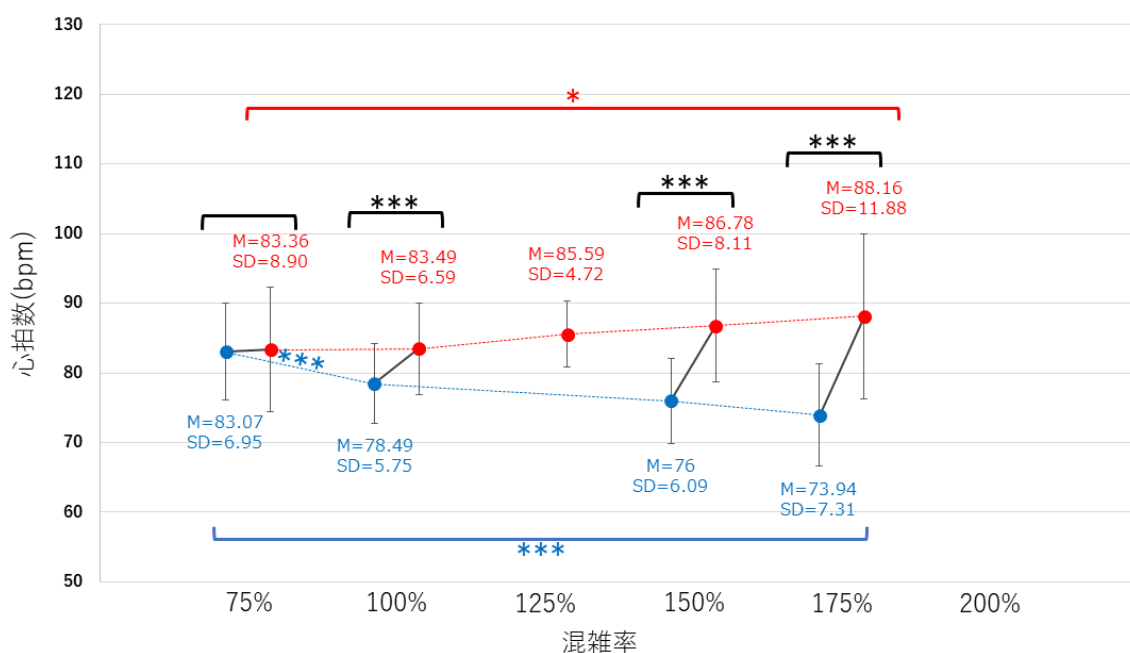
*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-19 着席の有無と心拍数の関係(被験者 C)

まず、各混雑率での着席の有無による影響について分析する。その結果被験者 C は被験者 A 同様、全ての混雑率において着席時と起立時のデータ間で t 検定を行うとそれぞれの心拍数の値に有意差(p<0.001)が見られた。以上のことから、同じ混雑率でも起立することにより心拍数は、着席時の心拍数より高くなることがわかった。その差の平均はおよそ 10(bpm)ほどとなっている。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。起立時の心拍数は混雑率 75%-100%間を除き、混雑率が増加するにつれて有意に上昇していることがわかる。これは前節の結果と同様となっている。一方で、着席時の心拍数は混雑率 75%-100%間で増加しているが、混雑率 100%-125%間では有意差は認められず、さらに 125%-150%間では優位に減少している結果となった。これらの着席時の心拍数を全体から見てみると、混雑率 75%と混雑率 150%の着席時のデータ間で有意差は認められなかった(p>0.05)。つまり着席時の心拍数は混雑率の増減に関わらずほぼ一定であることが言える。

<被験者 D>



*p<.05, **p<.01, ***p<.001

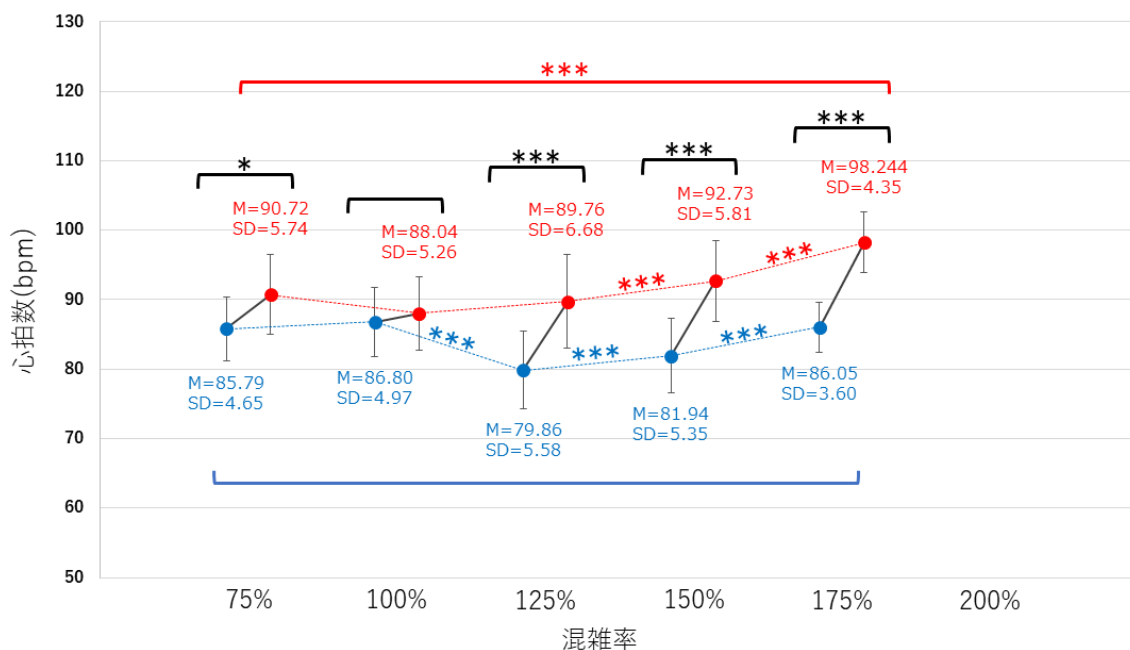
図 3-20 着席の有無と心拍数の関係(被験者 D)

各混雑率での着席の有無による影響を見ると、被験者 D は混雑率 75%以外の混雑率では、着席時と起立時の心拍数に有意差が見られ、起立時の心拍数の方が着席時よりも有意に高くなる可以说。混雑率 100%では着席の有無によっておよそ 5(bpm)の差があり、混雑率 175%ではおよそ 15(bpm)の差にまで広がっている。つまり被験者 D にとって、混雑率が上がるにつれて起立しているか否かであることは心拍数の増減に大きく関係してくることがわかった。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。前節では、被験者 D は混雑率の変化に対し心拍数に有意な変動は認められなかった。まず起立時の心拍数の変化を見ると、各混雑率間のデータ群間の有意差は見られなかった。しかし、全体で見ると、混雑率 75%と混雑率 175%のデータ間で有意な増加が認められたことから、被験者 D は起立時に混雑率が上昇すると、心拍数も有意に上昇する可以说。同様に、着席時は混雑率 75%-100%間以外に心拍数に有意差はみられなかったが、混雑率 75%と混雑率 175%のデータ間で有意な減少傾向にあることがわかった。

これらのことから、着席の有無によって心拍数の増減の変化は異なることがわかり、鉄道乗車時に起立しているあいだは、混雑率の変化は心拍数におよび快適性に負の影響を与えている可以说。

<被験者 E>



*p<.05, **p<.01, ***p<.001

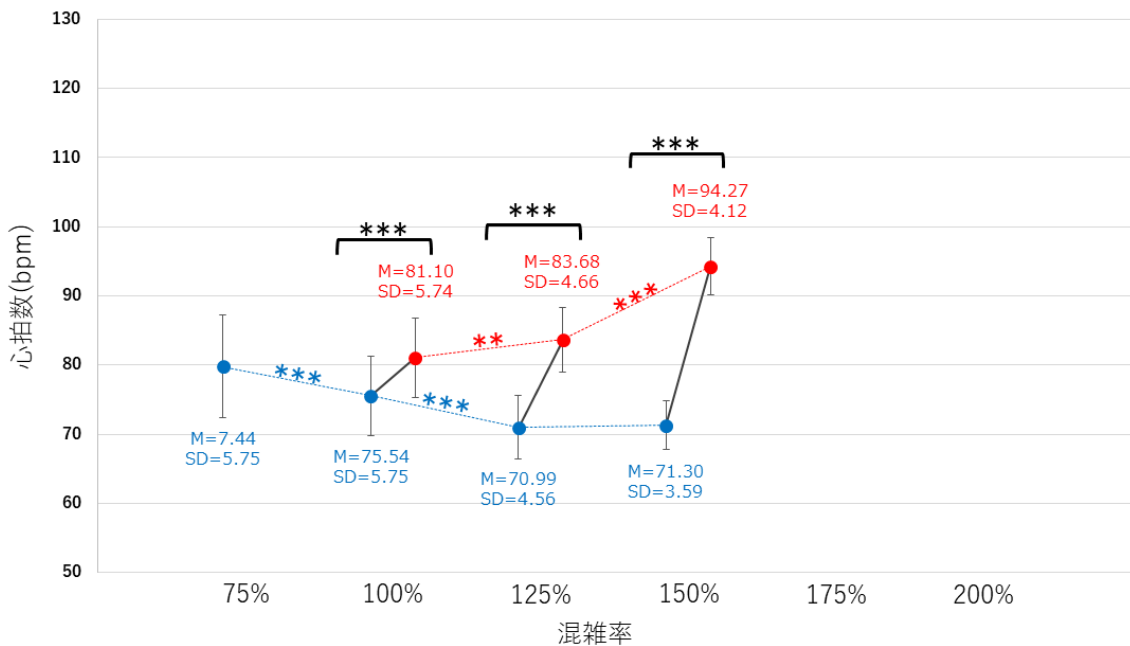
図 3-21 着席の有無と心拍数の関係(被験者 E)

各混雑率での着席の有無による影響を見ると、被験者 E は混雑率 100%以外の混雑率では着席時と起立時の心拍数に有意差が見られ、起立時の心拍数の方が着席時よりも有意に高くなっていることが言える。このことから、被験者 E は鉄道車内で起立時の心拍数は、着席時よりも高くなる傾向にあることがわかった。差は各混雑率でおよそ 10(bpm)前後となっており、被験者 A より混雑率の影響は少ないことが伺える。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。前節では、被験者 E は混雑度が 150%を超えた場合混雑率の変化が心拍数を増加させていることがわかった。今回、着席の有無で場合分けし、起立時の各混雑率間での心拍数を比較したところ、混雑率 100%以降心拍数の平均値は上昇しており、混雑率 125%-150%間と混雑率 150%-175%間では有意差が認められた。このことから、被験者 E の心拍数は起立時の混雑率の増加によって、有意に上昇することが言える。

着席時の心拍数の変化は混雑率の 75%以降、およそ 79(bpm)から 86(bpm)の間を上下しており、混雑率 75%と混雑率 175%のデータ群について t 検定を行うと、有意差は認められなかった(p>0.05)。よって、

<被験者 F>



*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-22 着席の有無と心拍数の関係(被験者 F)

各混雑率での着席の有無による影響を見ると、被験者 F は全ての混雑率において着席時と起立時の心拍数に有意差が見られ、起立時の心拍数の方が着席時よりも有意に高くなっていることが言える。このことから、被験者 F は鉄道車内で起立時の心拍数は、着席時よりも高くなる傾向にあることがわかった。心拍数の平均値の差が最も離れているのは混雑率 150%の時に 23(bpm)離れており、被験者 A に次ぐ大きさとなっている。つまり、被験者 F は着席の有無によって、心拍数の数値が大きく左右されることが言える。

次に起立時、着席時の心拍数の変動についてそれぞれ考える。前節では、被験者 F は唯一混雑率が上昇しても心拍数は減少していた。しかし今回着席の有無で場合分けし、起立時の各混雑率間での心拍数を比較したところ、各混雑率間で差は有意なものとなっており、起立時の混雑率の増加によって、有意に上昇することが言える。

一方で、着席時には混雑率が上昇しても心拍数は減少傾向にあり、前節と同様の結果となった。

3.4.2.1. 「着席の有無と心拍数」の関係についての考察

本節では、各混雑率での乗車データを着席の有無によって識別し、同じ混雑率での心拍数の値を比較した。その結果、すべての被験者において、起立時と着席時の心拍数には有意差が認められた。このことから、鉄道社内で起立することで、心拍数は車内で着席している場合よりも有意に上昇することが言える。これは前述したパーソナルスペースが着席時の方が確保されやすい点に加え、起立時には着席時よりも身体的負荷がかかることから心拍数が上昇したと推測される。

また今回起立時、着席時に分けたことによって、全ての被験者は鉄道社内で起立時に混雑率が上昇した場合、心拍数が有意に増加することがわかった。前節の結果では、被験者 A、被験者 C のみがそのような傾向としたが、本節の分析により、全ての被験者が混雑率によって心拍数も変化していることが判明した。このことから、車内の混雑率は鉄道利用時において快適性を損なう要因という認識は正しいことが言え、快適性を測る上で心拍数は有効であることが推測される。

着席時での混雑率の変化による心拍数の推移は被験者によって主に2パターンに分かれていることがわかった。1つ目のパターンは、全体の混雑率の変化を通して、心拍数の平均値がある一定の範囲内を推移しているものである。このパターンには被験者 A、被験者 C、被験者 E が該当する。また、このパターンでは被験者が経験した最も低い混雑率の心拍数のデータ群と、最も高い心拍数のデータ群に有意差はないことが共通点として挙げられる。このことから、着席することで心拍数の上昇を防ぎ、安定させる効果が見込まれる。そして2つ目のパターンは、混雑率が上昇するにつれ心拍数は有意に下がるものである。被験者 B、被験者 D、被験者 F がこのパターンに当てはまる。これは、混雑率が上昇しているものの、着席できていることに対しポジティブな評価がなされたことや、混雑率が高いほど着席することへの評価が良いという点に起因すると考えられる。

近年鉄道事業者は追加料金を支払うことで朝夕の混雑時も着席通勤できる「通勤特急」や「通勤ライナー」を導入している。今回着席の有無と心拍数の関係に分析したところ、着席することで心拍数を低い数値に抑えられることが判明し、これら鉄道事業者の取り組みは有効であることが裏付けられた。

以上のことから、心拍数は着席の有無を反映していることから、快適性指標として心拍数の有効性が確認された。

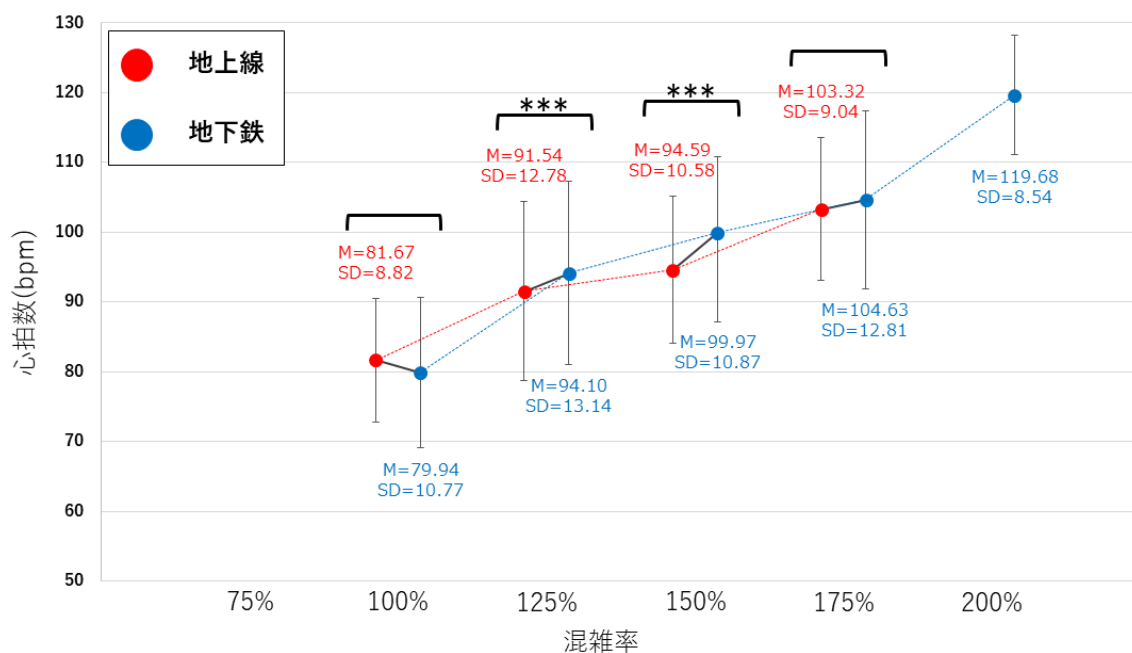
3.4.3. 「鉄道の種類と心拍数」の関係

鈴木ら(2011)によると鉄道乗車時のストレス要因として光や眺望などの視覚的要因が全体の1/4を占めているとしている。このことは3.3.の図3-9のオフピーク時から、地上線を走っている鉄道よりも、東西線いわゆる地下鉄の方が、心拍数が高くなっているように見受けられる。これらのことを踏まえ、本節では乗車している鉄道が地上を走っているのか、地下を走っているのかによって心拍数に変化があるのかを検証する。今回検証にあたり、被験

者の起立時の地上線および地下鉄乗車データを比較し、その結果を次頁にグラフ(図 3-23, 図 3-24)としてまとめた。なお、被験者 B, 被験者 C, 被験者 D, 被験者 F は、起立時で、かつ、地上線あるいは地下鉄での乗車データ量がグラフ上で傾向を可視化するには不十分であったため、今回は被験者 A と被験者 E のものを載せた。

グラフは前節同様ナビタイムジャパンが公表している各駅区間の特定の時間の混雑予測の数値を横軸、そして同時刻の被験者の心拍数を縦軸に表したものである。混雑率は 75%, 100%, 125%, 150%, 175%, 200% の 6 段階となっている。グラフ中の赤色は地上線乗車時、青色は地下鉄乗車時のものを表している。

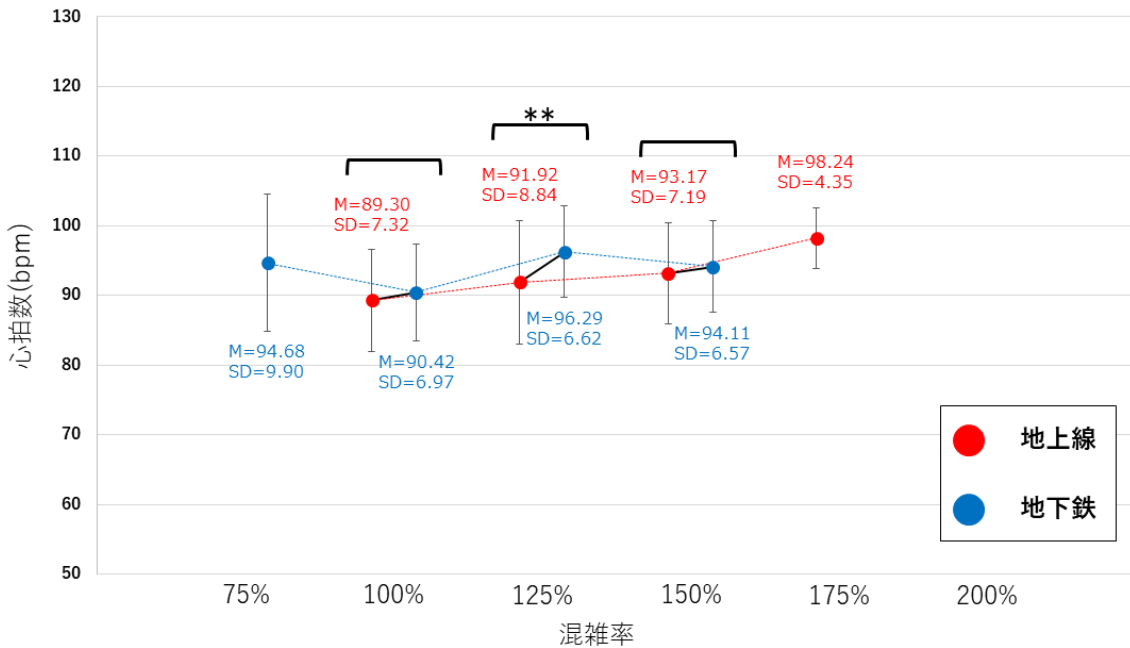
<被験者 A>



*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-23 鉄道の種類と心拍数の関係(被験者 A)

<被験者 E>



*p<.05, **p<.01, ***p<.001

図 3-24 鉄道の種類と心拍数の関係(被験者 E)

3.4.3.1. 「鉄道の種類と心拍数」の関係についての考察

一般的に地下鉄は光や眺望が限られていることから、乗客に閉塞感や圧迫感を与えられている。さらに地下鉄内の騒音は地上線よりもおよそ 1.5 倍大きいことが市東ら(1977)の研究からわかっている。それらが原因となり地下鉄内の快適度は地上線での快適度よりも低いことが予想される。

被験者 A は鉄道社内が混雑率 100%の場合、地上線と地下鉄での心拍数の有意差はみられなかった。しかし、混雑率が 125%や 150%に増加すると、両車内での心拍数には有意差が認められた(p<0.001)。さらに混雑率が上昇し、175%になると再び心拍数には有意差がみられなくなった。これは、車内の混雑率が 100%の場合、空いていることに対する評価が鉄道の種類を問わず優位となったためだと考える。混雑率が 125%や 150%で地下鉄の心拍数が高くなった理由として考えられるは、光や車窓からの眺望により、地下鉄の方がより圧迫感を感じストレスを感じた、というものである。そして混雑率が 175%になると、混雑率に対するネガティブな評価が地上線、地下鉄線共に優位となり両者の心拍数は上昇し、有意差がなくなったと考えられる。

次に被験者 E について考察する。被験者 E は車内の混雑率 125%では、地下鉄での心拍数は地上線の心拍数より有意に高くなっていることがわかった。一方で混雑率 100%、150%の場合、地下鉄の心拍数の平均値は地上線のものより約 1(bpm)ほど高かったものの、鉄道

の種類間の心拍数の有意差はないとされた($p>0.05$)。このことから被験者 E は、被験者 A ほど地下鉄に乗車することによる心拍数への影響はないと言える。

被験者 A と被験者 E の分析結果からは、地下鉄に乗車することで心拍数が有意に増加していることが見られ、快適度に影響していることがわかった。よって、地下鉄内の快適度は地上線よりも低いという予測と同じ結果となったことから、心拍数によって快適性を評価できると言える。また、心拍数の増加幅は個人によって異なることから地下鉄による心拍数ならびに快適性への影響は個人によって異なることが言える。

3.4.4. 「鉄道乗車時間帯と心拍数」の関係

近年行政は働き方改革の一環で時差ビズを推奨している。東京都によると時差ビズによる効果として、通勤時間をずらすことによって、快適な通勤を実現できストレス軽減につながるとしている。このことから、鉄道乗車時間帯によって快適性つまり心拍数の傾向に違いがあると考えられる。そこで、本節は乗車時間帯と心拍数の関係について分析した。

今回検証にあたり被験者の起立時のデータを用いた。このデータを 6 時以前、7 時、8 時、9 時、10 時、オフピーク、17 時、18 時、19 時、20 時 21 時以降という時間帯で分類した。また、各時間帯のデータの中でさらに車内の混雑率ごとに平均値を求め、図 3-25 のようにグラフにまとめた。なお、被験者 B、被験者 C、被験者 D、被験者 E、被験者 F は、起立時の各時間帯、各混雑率でのデータ量がグラフ上で傾向を可視化するには不十分であったため、今回は被験者 A のものを載せた。グラフ横か

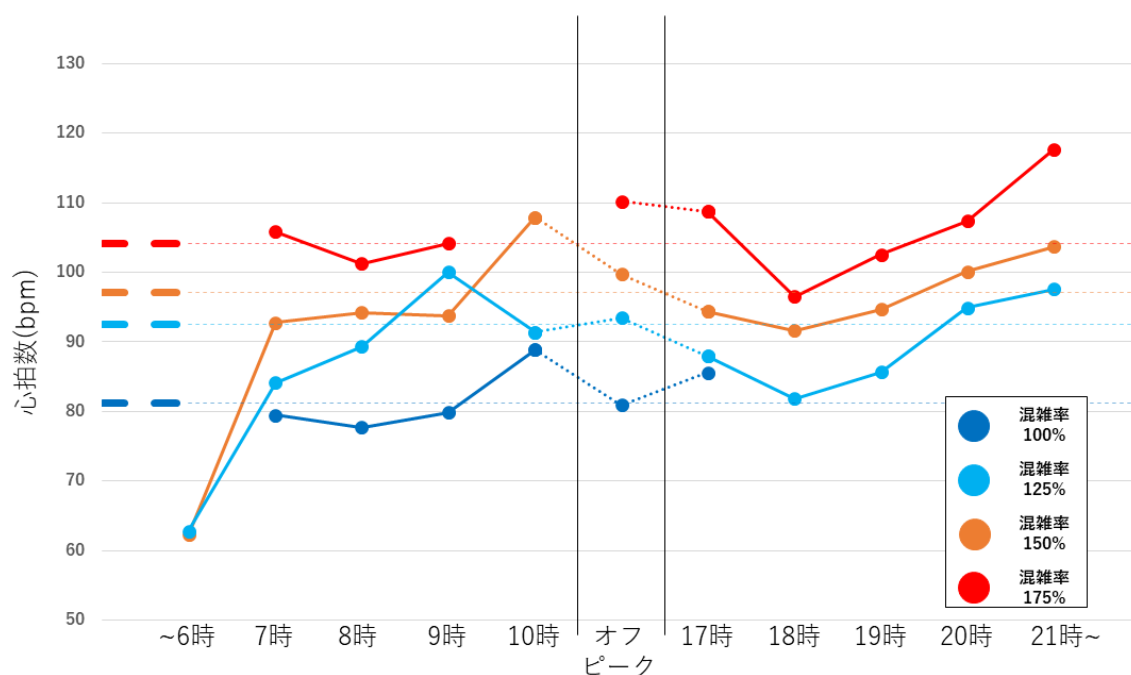


図 3-25 乗車時間帯と心拍数の関係(被験者 A)

ら伸びている点線は各混雑率での心拍数の平均値を表している。

3.4.4.1. 「鉄道乗車時間帯と心拍数」の関係についての考察

まず朝の10時までの傾向について考察する。大きな特徴として午前6時以前に乗車した場合、各混雑率において最も低い心拍数となっていることが挙げられる。混雑率125%および150%での起立時の心拍数の平均値は前節3.3.2の結果からそれぞれ92(bpm)、97(bpm)であったことから、6時以前に乗車したことで大幅に下がっていることがわかった。午前7時以降になると、時間を追うごとに同じ混雑率であっても心拍数は増加傾向にあることがわかる。特に混雑率100%、混雑率150%では午前7時から9時まで有意差はなかったものの、午前10時には心拍数は10(bpm)以上上昇している。以上のことから、被験者Aが午前中に鉄道に乗る場合は、一部の混雑率を除いて、乗車時間帯が早ければ早いほど心拍数を抑えられことが言える。

次に午後の場合の傾向について考える。被験者Aは全ての混雑率において、18時で最も心拍数の平均値は低くなり、その後時間帯が遅くなるにつれ心拍数は増加していることが言える。20時および21時以降の心拍数の平均値は各混雑率の全体の心拍数の平均値よりも高くなっている。

これらのことから、同じ混雑率であっても時間帯によって心拍数は異なることがわかった。特に、午前中では時間帯が早いほど低い心拍数となり、午後では、18時を境に乗車時間帯が遅くなるほど心拍数は増加傾向にあることが推測される。

3.5. 小まとめ

そもそも人々はストレスに曝露すると、ストレスからの刺激により直接生理的反応がおこったり、該当するストレスに対して評価を行い、更なる生理的反応が生じたりする。本研究ではこれらのメカニズムを応用し、ストレスに乗車時の環境変化、生理的反応に心拍数の増加、刺激に対する評価としてアンケートで回答された快適度とみなし、調査した。その上で本章は、第2章で抽出・加工された乗車データを、「心拍数とアンケートで回答された主観的な車内の快適度」および「心拍数と環境変化」の関係について分析し、相応の関係性が認められるか確認し、快適性指標としての心拍数の可能性について検証した。

本章ではまず、「心拍数とアンケートで回答された主観的な車内の快適度」について分析を行った。その結果、被験者6人全てにおいて、回答された快適度が高くなるにつれて心拍数は有意に低くなっている($p < 0.001$, 一部 $p < 0.01$)ことがわかった。これは、ストレス度が低い、いわゆる快適度が高い、場合に想定される、副交感神経が誘発され心拍数が有意に低くなる反応と同じ結果となった。つまり結論として、心拍数の大小によって鉄道乗車時の快適度を表すことができるといえる。

次に「心拍数と環境変化」の関係について分析した。本章では環境変化の例として、混雑率、着席の有無、乗車鉄道の種類、そして乗車時間帯の4つを挙げた。まず、混雑率と心拍数では、起立時に混雑率が上昇すると心拍数は全ての被験者において有意に増加していることがわかった。これら一般的に混雑率が乗車し、満員電車になるほどストレスフルであるという我々の認識と一致している。一方で、鉄道乗車中に着席すると、同じ混雑率であっても心拍数は起立時と比較すると有意に低くなっていることがわかった。これも近年の鉄道各社が快適な鉄道移動を提供するために行っている有料座席サービスを考えると至極当然の結果となった。しかし、その減少量は混雑率や被験者によって異なっている。また、着席時に混雑率が上昇しても心拍数は一定の値を推移する場合と、減少する場合の二通りの傾向が見られたことから、影響度は異なることが言える。

鉄道の種類と心拍数の関係では、被験者の心拍数は地下鉄乗車時の方が有意に高くなる傾向が見られた。これは、地下鉄車内の方が光や眺望が限られていることや、騒音が地上線の鉄道よりも大きいことから、地下鉄車内ではより快適性が損なわれるという事実から説明できる。

以上のことから、心拍数の大小によって鉄道乗車時の快適度を表すことができ、なおかつ、考えられる環境変化にも対応して増減していることが言える。つまり、快適性指標として心拍数は有効であることが結論付けられる。

第4章 心拍数予測モデルの構築

本章では、鉄道乗車時の個人の心拍数を予測するモデルの構築を構築し、その精度について検証する。第3章では、様々なストレスの影響を受け心拍数が変動することがわかったことから、これらの要因を考慮したモデルを考える。また、被験者によってストレスによる心拍数の変動幅は異なっていた。これは、被験者にとってストレスを感じるレベルや要因が異なると解釈することができ、被験者ごとに心拍数を予測する数学モデルを設定する。

4.1. 予測モデル概要

心拍数の予測モデルを構築するにあたり、重回帰分析を用いた。重回帰分析は、複数の説明変数からひとつの被説明変数を予測する数学モデルであり、具体的には以下の数式のように表すことができる。

$$\text{被説明変数} = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i + \alpha$$

(ただし、 $X_1, X_2 \dots X_i$ は説明変数、 $\beta_1, \beta_2 \dots \beta_i$ は各説明変数の係数、 α は定数)

本研究では、被説明変数を心拍数とし、説明変数として乗車データ抽出後に紐づけられた環境データ項目、アンケートの回答項目や鉄道乗車関連データ項目とした。次頁にてそれらを表4-1にまとめた。上記の変数に設定したしうえで重回帰分析(ステップワイズ法)を行い、定数および各説明変数の係数を求めた。このようにして、心拍数を表す数式モデルを構築した。

次にこの数式モデルに、任意のある駅からある駅まで移動した際の毎分ごとのストレス(説明変数)の条件や数値を代入し、その直後1分間の区間での心拍数(bpm)を推定した(図4-1)。

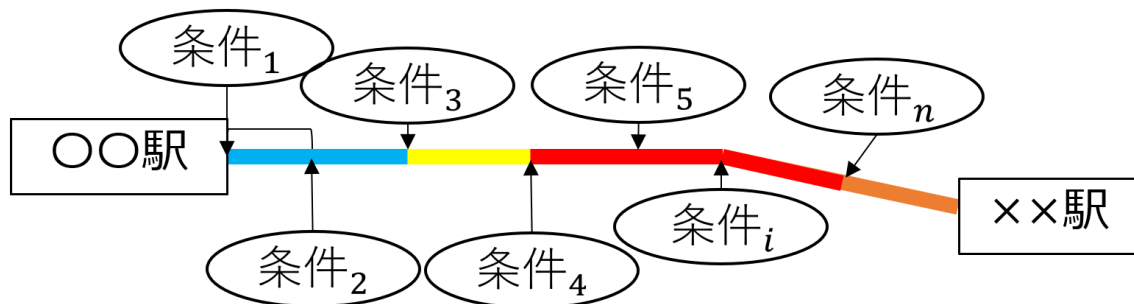


図4-1 予測モデルの概要

表 4-1 説明変数とその概要

説明変数名	概要	項目
混雑率(%)	量的データ 75%,100%,125%,150%,175%,200%の6段階	
気温(°C)	一時間ごとの値	
平均気温との差(°C)	(該当する気温) - (直近10日の平均気温) 一時間ごとの値	環境データ
湿度(%)	一時間ごとの値	
天候	質的データ, 「晴」「曇」「雨」	
着席の有無	質的データ, 「起立」=1, 「着席」=0	
乗車目的	質的データ, 「通勤・通学」「仕事・営業」「娯楽」「帰宅」 なお, 被験者 A のみ「通勤・通学」, 「就職活動」「採用面接」「娯楽」「帰宅」となっている	
車内での活動	質的データ, 「スマートフォン」「読書」「音楽」「動画視聴」 「なにもしない」「PC」	アンケート回答
駅までの移動手段	質的データ, 「徒歩」「自転車」「車」	
遅延の有無	質的データ, 「遅延あり」=1, 「遅延なし」=0	
飲酒の有無	質的データ, 「飲酒あり」=1, 「飲酒なし」=0	
乗車時間(分)	量的データ	
乗換回数(回)	量的データ	
時間帯	質的データ, 「6時以前」「7時」「8時」「9時」「10時」 「オフピーク(11時~16時)」 「17時」「18時」「19時」「20時」「21時以降」	乗車関連データ
鉄道の種類	質的データ, 「地下鉄」=1, 「地上線」=0	

4.2. 重回帰分析結果・考察

次にそれぞれの被験者の重回帰分析の結果を記す。被験者 A のみ「6時以前~10時」, 「オフピーク(11時-16時)」, 「17時~21時以降」の3つに分けて重回帰分析を行った。なお, ここでは結果が特徴的な変数のみを取り上げ, 被験者同士で比較する。全ての結果は appendix にて参照されたい。

まず, 各被験者の「混雑率」, 「乗車時間」, 「乗換回数」, 「鉄道の種類」における係数を見

てみる。それぞれの被験者の係数は表 4-2 のようになった。なお、被験者 A は3つの分類の平均値とした。また、被験者 C は期間中乗り換えを行っていなかったため、係数は算出できず空欄とした。

表 4-2 各被験者の重回帰分析結果

被験者	混雑率	乗車時間	乗換回数	鉄道の種類
A	0.2131	-0.1221	1.7070	1.0691
B	0.0461	-0.1187	-0.0187	-0.3320
C	0.0842	0.016		-2.0413
D	0.0230	0.020	-2.4568	-1.7724
E	0.0416	-0.1118	1.1352	4.8631
F	-9.557e ⁻⁵	-0.2277	2.0393	5.6393

この係数は、混雑率が1%上がるごとに増加する心拍数を意味している。したがって、被験者 A の場合、混雑率が100%増加すると心拍数は21.31(bpm)上昇することが言える。一方で被験者 D や F は混雑率が増減してもあまり心拍数に影響はないことが伺える。これは、3.3.1.「混雑率と心拍数」の関係と同様の結果となった。

次に乗車時間の係数について考察する。この係数が持つ意味は、乗車時間が1分伸びることによって変動する心拍数(bpm)の大きさを表している。このことを踏まえると、係数の符号が負である被験者 A, B, E, F は、乗車時間が長くなるほど心拍数は低下することを示している。特に被験者 F は減少率が最も高く、被験者 F の平均乗車時間はおよそ26分であったことから、まったく同じ乗車状態が26分間続いた場合、心拍数は乗車直後より5.92下がっていることが予想される。一方で被験者 C, D は乗車時間が長くなるほど心拍数は高くなる傾向であることが言える。しかしその値は1分あたり0.01程度であることから、乗車時間の影響は大きくないことが言える。このように被験者によって説明変数がポジティブな影響を及ぼすかネガティブな影響を及ぼすか様々であることがわかった。

「乗換回数」や「鉄道の種類」でも同様のことが言える。被験者 A, E, F は乗り換えを行うと心拍数が上昇することが係数からわかるが、被験者 B, D は減少することが予想される。これは車内という密封された空間から、乗換を通じてより広い空間に出られたことによるものだと考えられるが、今後更なる詳細な議論が必要だと考える。また、「鉄道の種類」では、地下鉄の場合変数=1、地上線の場合変数=0となることを踏まえると、被験者 A, E, F は地下鉄に乗車することで心拍数が増加することが伺える。

このように全ての被験者の係数値を比較することによって、被験者が各説明変数からどのような影響を受けているのかを把握することができた。その結果、その影響度は個人によって異なることが言え、個人ごとに予測モデルを構築する正当性が確認された。

4.3. 予測モデルの精度検証①

次に前節で構築した心拍数の予測モデルの精度の検証を行った。今回検証するにあたり、被験者 A, B, C, D の新規データ（以降テストデータと呼ぶ）を用いて心拍数の実測値と予測値を比較した。今回使用したテストデータを 2.2. のプロセスにより鉄道乗車時データを抽出した。新規乗車データの概要は以下のようになっている。

表 4-3 精度検証に使用したデータの概要

被験者	期間	総乗車時間(分)
A	2019/7/8 ~ 2019/8/11	553
B	2019/9/30 ~ 2019/11/16	687
C	2019/10/3 ~ 2019/11/16	373
D	2019/10/7 ~ 2019/11/18	528

上記のデータをそれぞれの予測モデルに当てはめて、実測値と予測値の関係は以下のグラフのようになった。なお、乗車データとしたのは心拍数、歩数、GPS データ、アンケート結果の全てがそろっているもののみである。また、乗車データから歩行が 2 分以上続いた場合、その直後の 5 分間は分析から除外した。

グラフは横軸に心拍数の実測値、縦軸に予測モデルによって予測された心拍数を表している。つまり、実測値と予測値が等しい場合グラフ中の赤線 $y=x$ 線上に位置し、この赤線から離れるほど誤差が大きいことを意味している。赤線の左右にある橙色の点線は誤差が ± 5 を表しており、この点線内を今回高精度の基準とした。点が赤線より下に位置した場合予測値は実測値より小さく、点が赤線より上に位置した場合、予測値は実測値よりも高く予測されたことを表している。

<被験者 A>

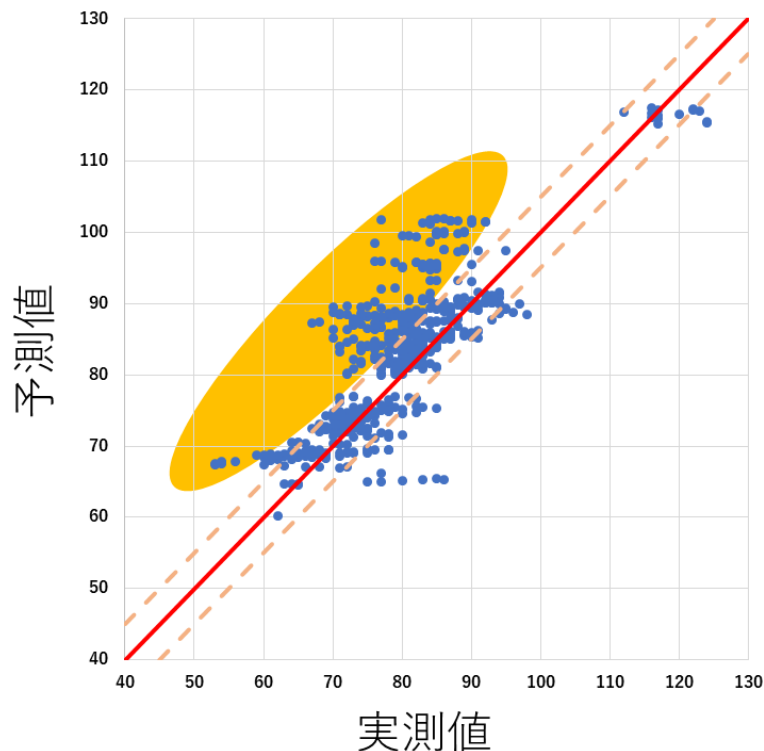


図 4-2 実測値と予測値の関係 (被験者 A)

被験者 A の予測モデルによる心拍数の予測値と実測値を比較すると上図のようになる。誤差 ± 5 以内にはおよそ 55%の点が該当していた。予測値と実測値の平均絶対誤差(MAE)は $4.69(\pm 4.98)$ bpm となっており、70%がおよそ誤差 10(bpm)以内に収まっていることがわかった。さらに、重相関係数は 0.80 と高い精度で予測できたことが言える。

一方で予測値が実測値よりも高いとされた点は全体でおよそ 74%であることから被験者 A の予測値は総じて実測値よりも高いことがわかった。このことはグラフの黄色の楕円が示している部分に点が集中していることから言える。その理由として考えられるのが、重回帰分析で用いたデータ、いわゆる学習データ、の計測期間中に被験者 A は就職活動を行っていたのに対し、予測モデルに当てはめたテストデータの計測期間中はこの就職活動が終了していたということである。恐らく前者の期間中には、同じ通学目的であっても潜在的な緊張やストレスがあったために心拍数は総じて高かったためだと考えられる。事実、学習データの計測期間中の安静時の心拍数の平均値はおよそ 73.5(bpm)であったが、テストデータ計測期間中の安静時の心拍数は平均 66(bpm)であったことから、車内の快適度以外の点でストレスを感じていたことが言える。

<被験者 B>

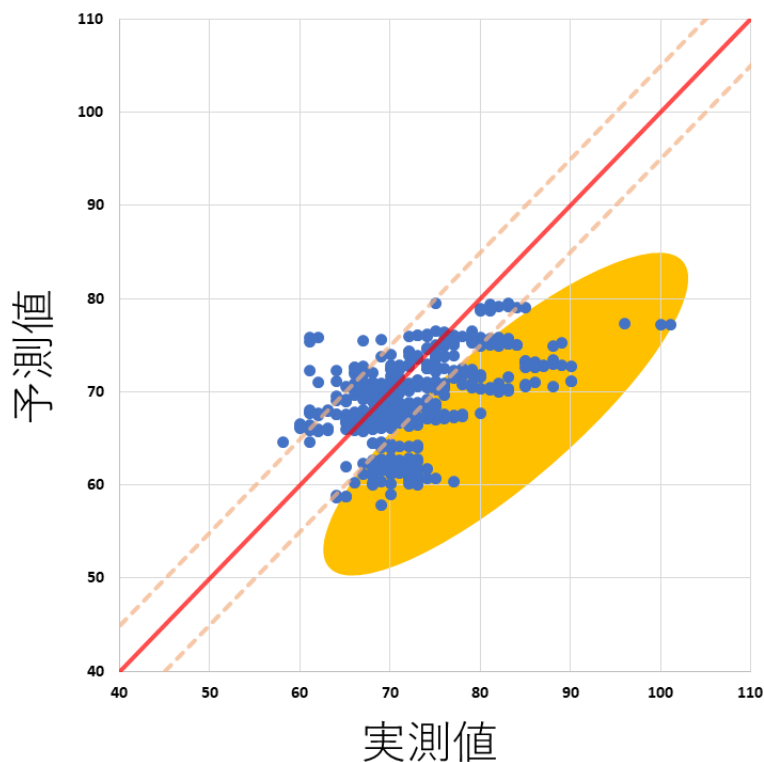


図 4-3 実測値と予測値の関係（被験者 B）

被験者 B の予測値と実測値の平均絶対誤差(MAE)は $3.75(\pm 4.05)$ bpm となっており、被験者 B と同様、70%がおよそ誤差 8(bpm)以内に収まっていることがわかった。さらに、重相関係数は 0.52 と比較的高い精度で予測できたことが言える。誤差 ± 5 以内に収まった点はおおよそ 45%で半分は満たなかった。

被験者 B の予測モデルによって推定された心拍数は、実測値との誤差が -5 よりも大きくなった点は全体の 33%となっており、実測値よりも低い値となる傾向が見られた。その理由として挙げられるのは、今回予測モデルで組み込んだ説明変数以外の要因によってストレスを感じ、心拍数が上昇したということである。本研究ではアンケート時に、車内の快適度が 2 以下となった場合に、快適性を損ねた理由も回答してもらった。被験者 B の回答では車内の臭いやその日の用事の疲労によって快適度が悪くなっているものも多く見られた。しかし、本研究ではそれらの項目について考慮していなかったため、心拍数の増加を予測できなかったと考える。

<被験者 C>

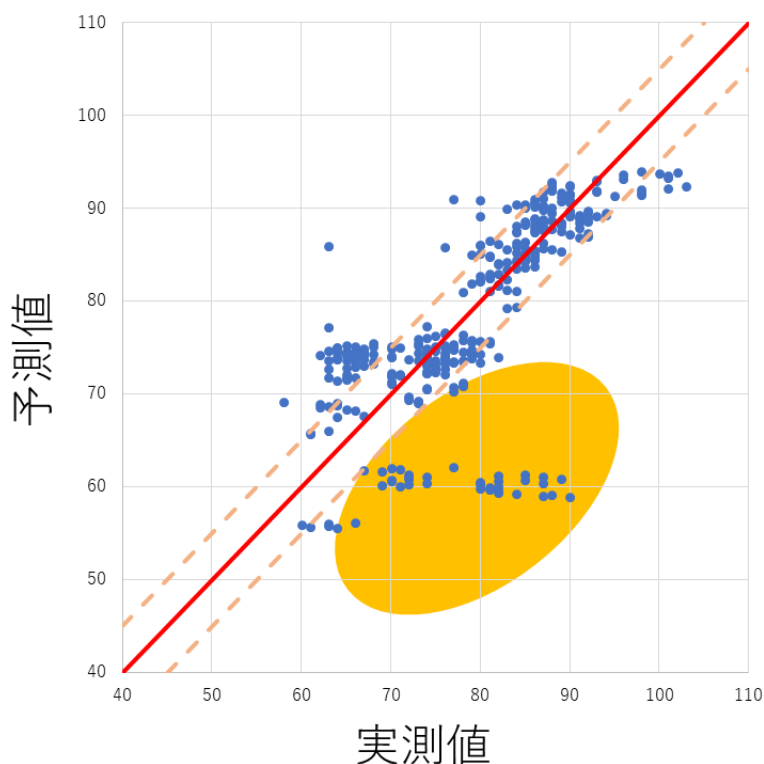


図 4-4 実測値と予測値の関係 (被験者 C)

被験者 C の予測値と実測値の平均絶対誤差(MAE)は $2.61(\pm 5.67)$ bpm となっており、被験者 A と同様、70%がおよそ誤差 8(bpm)以内に収まっていることがわかった。さらに、重相関係数は 0.69 と比較的高い精度で予測できたことが言える。誤差 ± 5 以内に収まった点はおおよそ 57%で被験者 4 人の中で最も高かった。

被験者 C の予測値のおよそ 8 割は誤差 ± 10 (bpm)以内に収まっていたが、図の楕円が示している箇所では実測値が予測値よりも最大 30(bpm)乖離していた。これらの点は全て同一トリップのものとなっており、なんらかの原因により実際の心拍数が上昇あるいは、予測値が過少に推定したと考えられる。その理由として考えられるのはこの日の湿度である。このトリップ期間中の湿度は 39%であったのに対し、学習データの計測期間中の湿度の平均はおおよそ 82%であった。このことから、極端な湿度の低さに対応できずに予測値が算出されたと考える。実際に被験者 C の湿度の係数は 0.398 であり、このトリップ期間中の湿度が仮に平均値の 82%であったとしたら、予測心拍数は 17(bpm)高くなる。

<被験者 D>

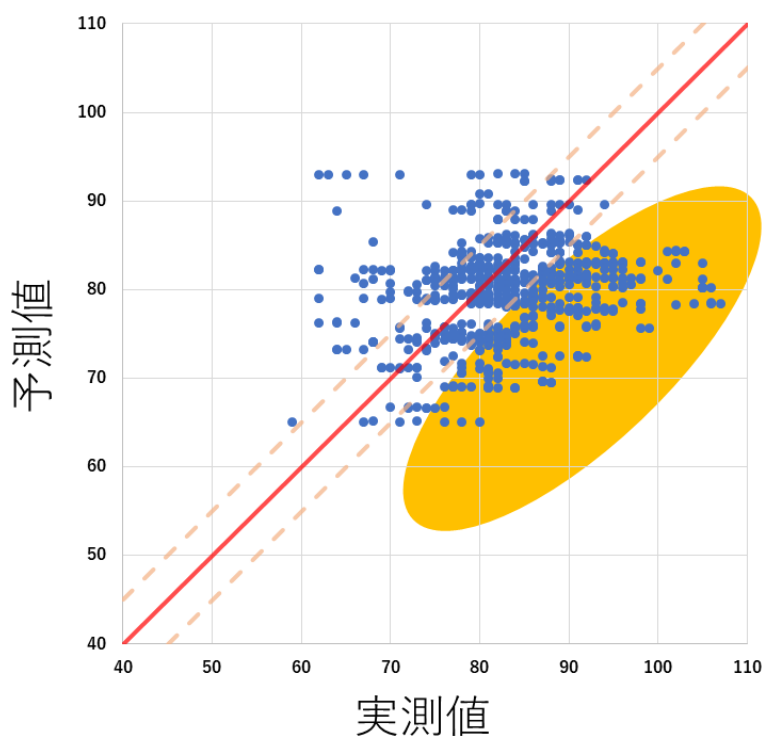


図 4-5 実測値と予測値の関係 (被験者 D)

被験者 D の予測値と実測値の平均絶対誤差(MAE)は $7.1(\pm 5.79)$ bpm となっており、被験者 A と同様、70%がおおよそ誤差 13(bpm)以内に収まっていることがわかった。また、重相関係数は 0.25 であり、被験者 4 人の中で最も低く、決して高い精度で予測できたとは言えない。

被験者 D は被験者 B と同様、実測値との誤差が-5 よりも大きくなった点多く、全体の 42.3%を占めていた。このことから、被験者 D は今回予測モデルで組み込んだ説明変数以外の要因によってストレスを感じ、心拍数が上昇している可能性があることが大いに結論付けられる。

4.4. 予測モデルの精度検証②

本節では、予測モデルの精度をトリップ単位および路線単位(P 30 図 2-15 参照)に分割して検証する。下図は被験者 A のある一日の鉄道乗車時の心拍数の変動をグラフ化したものである。黒点および黒線は実測値の推移を表し、赤点・線は予測値の変動を表している。

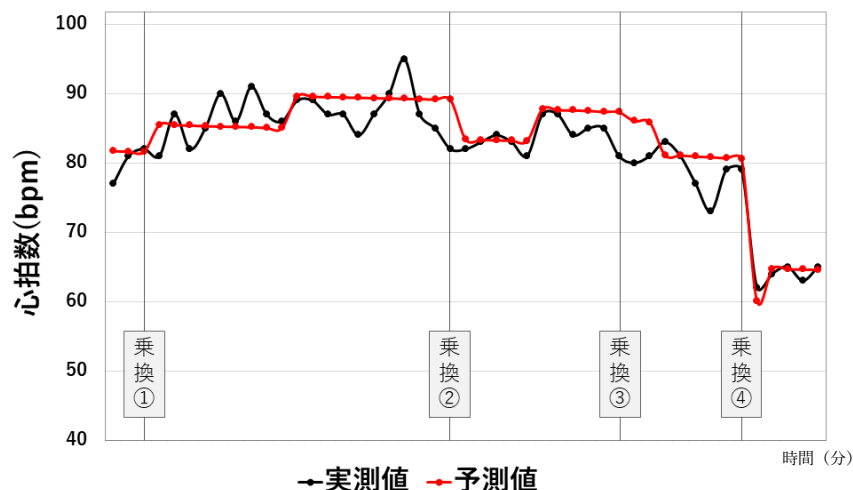


図 4-6 実測値と予測値の関係 (被験者 A のある一日)

グラフからは、乗換時などを含めトリップ内での実測値と予測値の変動は大まかな特徴は一致していることがわかる。このトリップでの平均絶対誤差(MAE)は 2.51(±2.09)となっており、高い精度で予測できたと言える。一方で最大絶対誤差は 7.85 であり、グラフからは乗換①と乗換②の区間のような実測値の突発的な心拍数の上下が確認された。本研究では、これらの突発的な上下の要因を解明することはできなかったが、ウェアラブルデバイスによる計測誤差か、車内の揺れ、や騒音などの予測モデルに反映できなかった一時的なストレスの影響が考えられる。今後これらの原因を突き止め説明変数として予測モデルに組み込むことで、より精度の高い予測が可能になると考える。

このトリップを地図上に可視化すると図 4-7 のようになる。なお、P37 の図により、実測値および予測された心拍数が 73(bpm)以下の場合「快適度 5」、74 以上 82 以下の範囲内のものを「快適度 4」、83 以上 96 以下の場合「快適度 3」、97 以上 104 以下を「快適度 2」、そして心拍数が 105 以上の場合を「快適度 1」とし、それぞれを色別した。地図上の点は実測値を、色のついた線は駅区間 1 分ごとの予測値を表している。

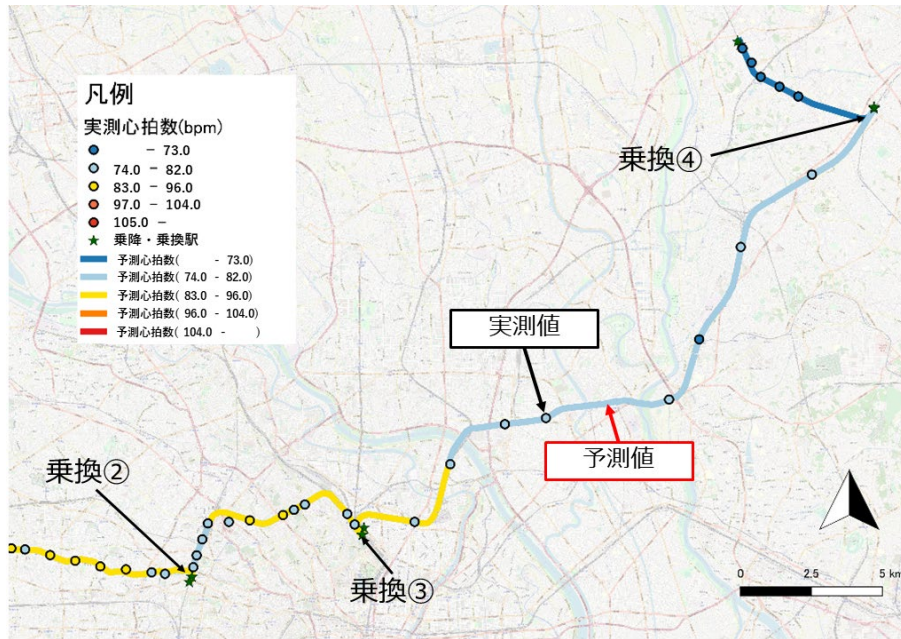


図 4-7 実測値と予測値の可視化（被験者 A のある一日）

地図上では実測値と予測値の色がおおよそ一致していることがわかる。実際に該当トリップ内での色の一致率は約 79%となっており、心拍数を高い精度で予測できたことが言える。

下の図 4-8 は被験者 A の上述した人は別の日のトリップでの実測値と予測値したグラフである。

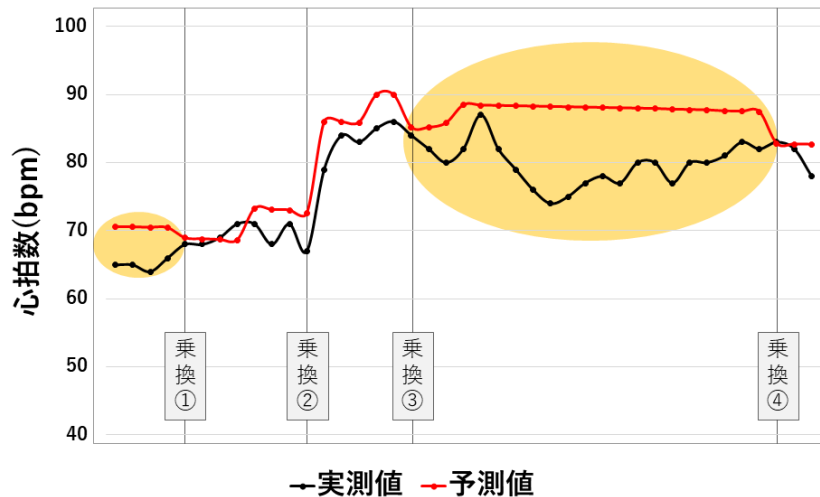


図 4-8 実測値と予測値の関係

この日のトリップでの平均絶対誤差(MAE)は 5.65(±3.67)であった。しかし、路線単位で

見ると図 4-8 の黄色の楕円が示している部分のように、乗換①以前では MAE は $5.49(\pm 0.73)$ bpm, 乗換①と乗換②間では $1.96(\pm 1.49)$, 乗換②と乗換③での路線では $3.58(\pm 1.80)$, そして乗換③乗換④間では $7.52(\pm 3.75)$ bpm となっていた。特に乗換③と乗換④の間では 5 bpm 以上の誤差が 16 分間続いており、計測機器の誤差とは考えられない。被験者が着席したのにも関わらずアンケートでは着席したと回答していない場合や、なんらかの心拍数を下げる要因が存在していることが伺える。このように、路線単位で見ると、路線によって区間全体を通して精度良く推定できたものがある一方で、路線全体的に誤差が大きい区間が出ていることが垣間見ることができ、誤差の大小は路線によって大きく異なっていることがわかった。

このことは、以下の図からも言える。図 4-9 は被験者 A, B, C, D の予測心拍数のデータを路線単位ごとに実測値との平均誤差と各路線単位内での誤差の標準偏差を求め、横軸に平均誤差、縦軸に標準偏差としてプロットしたものである。

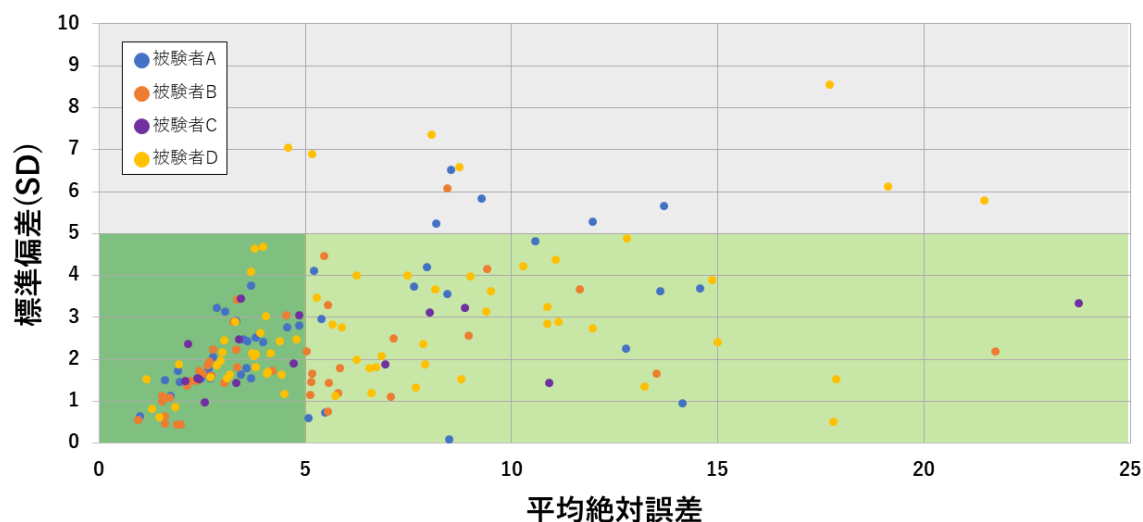


図 4-9 路線単位別での実測値と予測値の関係

図の緑の正方形内に位置する点は実測値と予測値の路線単位での平均誤差が-5(bpm)から 5(bpm)以内、かつ標準偏差が 5 以内のもので、路線単位全体を通じて精度高く予測されたとと言える。この正方形内に収まる点は全体の約 62.1%であった。黄緑色の長方形は絶対誤差が 5(bpm)以上で、なおかつ標準偏差が 5 以内の点を表している。この長方形内の点は、図 4-8 の乗換①以前の区間や乗換③④のような、予測モデルの説明変数として想定されていないストレッサーの影響を考慮できず、全体を通じて予測精度の悪くなった点を表している。このような点は全体の 30.1%であった。

また、図の灰色の長方形内は標準偏差が 5 以上の点で、図 4-6 の乗換①②間のような一時的なストレッサーの発生により突発的な心拍数の上下が生じている、もしくは同一路線区間中に予測モデルに含まれていないストレッサーによる状況変化が生じ、そのことによ

り心拍数が継続的に変動している路線区間を表している(図 4-10 の黄色楕円内)。

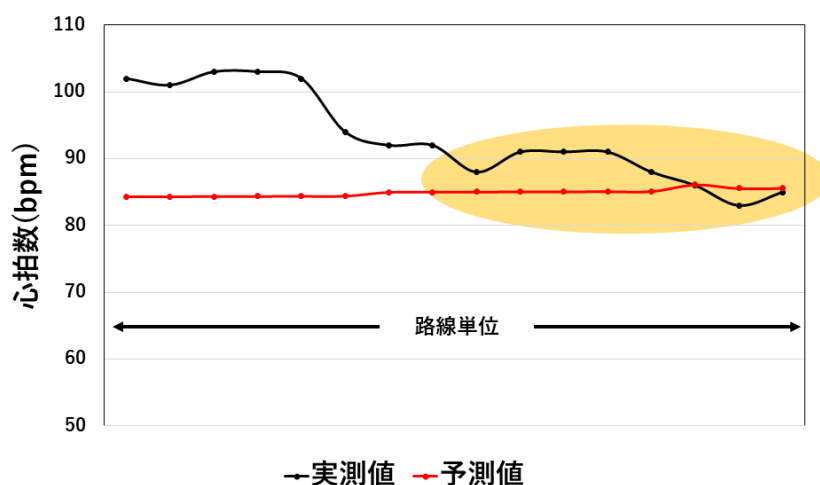


図 4-10 実測値と予測値の関係

4.5. 小まとめ

本章では、鉄道乗車時の心拍数を予測するモデルを、重回帰分析を用いて個人レベルで構築した。その結果、係数の値からや、被験者間で係数値を比較することによって、被験者が各説明変数からどのような影響を受けているのかを把握することができた。把握された説明変数いわゆるストレスの影響度は個人によって異なることが言え、個人ごとに予測モデルを構築する正当性が確認された。

本章ではさらに、これらの構築された予測モデルの精度を検証するために、被験者 A, B, C, D の学習データとは異なる約 1 ヶ月分の新規データを予測モデルに心拍数を推定した。実測値と予測値を全体的に比較すると、個人によって精度の高さにばらつきが出たが、概ね精度の高さが確認された。また、学習データ計測期間中が潜在的なストレスを抱える特異な状況下であった場合、予測値は全体的に高くなる傾向になることがわかった。また、被験者 B, C, D は予予測値より実測値の方が大きくなる傾向が見られたことから、予測モデルでは考慮していないストレスが存在し、影響を及ぼしたと考えられる。

実測値と予測値を路線単位でまとめ、路線単位での平均絶対誤差および標準偏差を求め比較すると、路線単位全体を通じて精度高く予測できた場合、予測モデルの説明変数として想定されていないストレスの影響を考慮できず、全体を通じて予測精度が悪くなった場合、そして突発的な心拍数の上下が生じている、あるいは同一路線区間中に予測モデルに含まれていないストレスによる状況変化が生じ、そのことにより心拍数が継続的に変動した場合などの 3 つに分類できることがわかった。これらの内訳としてそれぞれ約 62%、30%、8%と「予測精度が高い」とされた路線区間が最も多かったところから、本章で構築した予測モデルの精度は高いことが結論付けられる。

第5章 快適な路線経路の推定

本章では、第3章で結論付けられた心拍数の大小によって鉄道車内の快適度を表すことができるという点と、第4章で構築された各被験者の心拍数の予測モデルを用いて、将来の鉄道乗車時の快適度を予測し、任意の駅区間に複数存在する路線経路から最も快適な経路について推定する。

5.1. 予測心拍数の大小による快適度予測

本節では、予測された心拍数の大小から快適度に変換した場合の精度について検証する。まず4.4.の冒頭で説明したトリップでの、実際にアンケートで回答された快適度と比較すると下図のようになる。地図上の点の色はアンケートで回答された快適度に対応している。路線の色はP37の図により、実測値および予測された心拍数が73(bpm)以下の場合「快適度5」、74以上82以下の範囲内のものを「快適度4」、83以上96以下の場合「快適度3」、97以上104以下を「快適度2」、そして心拍数が105以上の場合を「快適度1」とし、それぞれを色別した。

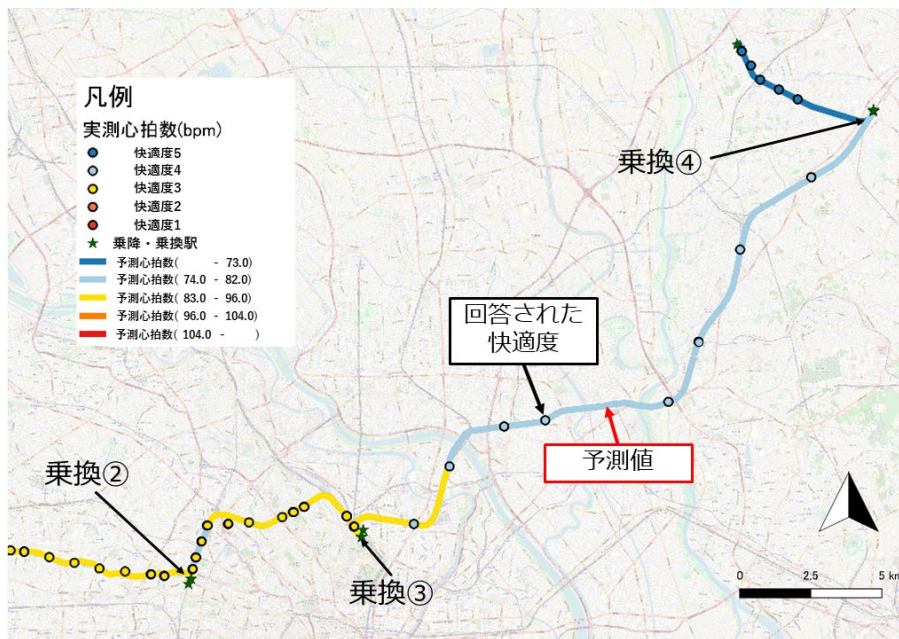


図 5-1 実際に回答された快適度と予測値の可視化（被験者 A のある一日）

図からは実際の快適度と予測された快適度は概ね一致していることがわかる。実際に該当のトリップでの快適度の一致率は78.2%であった。

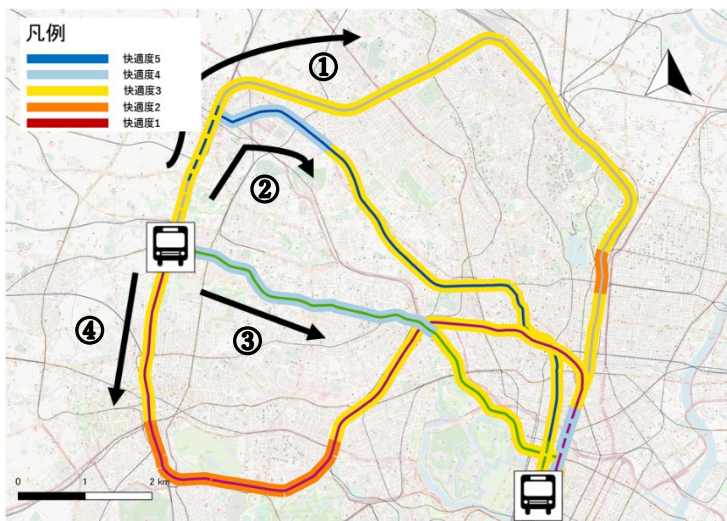
このような形で第4章と同様に被験者 A, B, C, D の実際の回答された快適度と心拍数の大小から予測された快適度の一致率はそれぞれ 58.4%, 51.1%, 49.3%, 44.3%であった。これは第4章で求められ心拍数の実測値と予測値の誤差が±5 以内に収まっている割合とほぼ等しい。また快適度を、快適度4と快適度5を「良い」、快適度3を「普通」、快適度1と快適度2を「悪い」といった3段階評価にした場合、実際の評価と推定された快適度の一致率はそれぞれ 79.3%, 76.4%, 73.8%, 69.5%に上昇した。よって予測された快適度は、概ね快適度の感覚に近いことが言える。

5.2. 複数の時間帯と複数経路間における快適度の推定

以上のことから鉄道乗車時の快適度は、心拍数予測モデルおよび予測された心拍数の大小によって推定可能であることがわかった、このことを活用して、次頁の図では被験者 A が高田馬場駅から東京駅まで複数の時間帯で複数の経路で移動した場合(表5-1参照)のそれぞれの快適度を予測し、5.1.と同様に73(bpm)以下の場合「快適度5」、74以上82以下の範囲内ものを「快適度4」、83以上96以下の場合「快適度3」、97以上104以下を「快適度2」、そして心拍数が105以上の場合を「快適度1」として可視化した。表の乗車時間は乗換に要した時間は除いてある。また、結果の概要を表すと図5-5から図5-7のようになる。なお、図中の駅間にある線の色は快適度を表しており、灰色は乗換えを表している。

表 5-1 高田馬場駅・東京駅間の路線経路

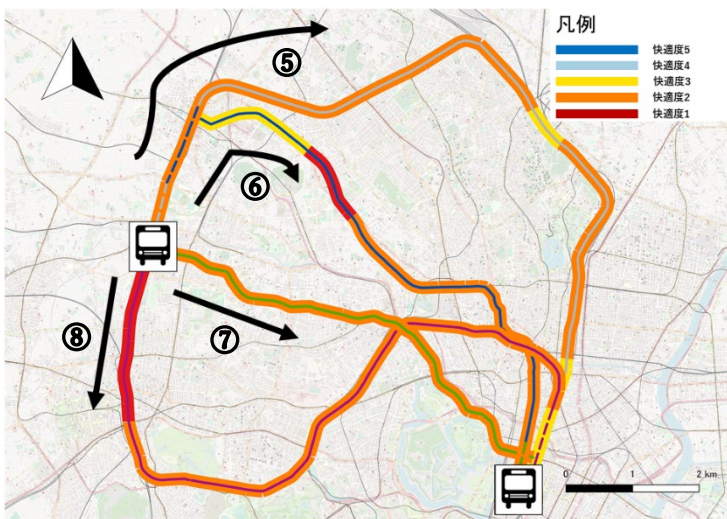
路線名	出発時刻	到着時刻	乗車時間	乗換回数
① JR 山手線	7:02	7:33	31分	0回
② JR 山手線→東京メトロ丸ノ内線	7:02	7:31	23分	1回
③ 東京メトロ東西線 →東京メトロ丸ノ内線	7:00	7:23	15分	1回
④ JR 山手線→JR 中央線	7:00	7:27	20分	1回
⑤ JR 山手線	8:19	8:49	30分	0回
⑥ JR 山手線→東京メトロ丸ノ内線	8:19	8:48	22分	1回
⑦ 東京メトロ東西線 →東京メトロ丸ノ内線	8:20	8:44	16分	1回
⑧ JR 山手線→JR 中央線	8:20	8:46	19分	1回
⑨ JR 山手線	9:00	9:31	31分	0回
⑩ JR 山手線→東京メトロ丸ノ内線	9:00	9:28	22分	1回
⑪ 東京メトロ東西線 →東京メトロ丸ノ内線	9:00	9:23	16分	1回
⑫ JR 山手線→JR 中央線	9:01	9:31	19分	1回



[条件]

- ・時間帯：7:00
- ・天気：晴
- ・気温：29°C
- ・湿度：85%
- ・起立

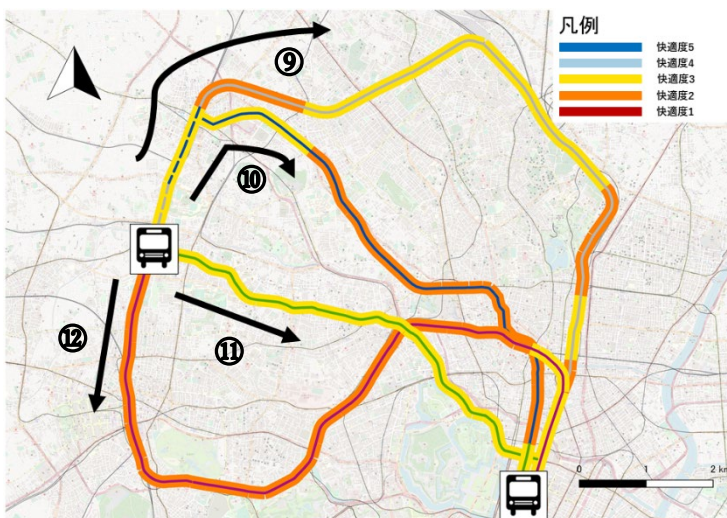
図 5-2 各路線における予測快適度(7時)



[条件]

- ・時間帯：8:00
- ・天気：晴
- ・気温：31°C
- ・湿度：85%
- ・起立

図 5-3 各路線における予測快適度(8時)



[条件]

- ・時間帯：9:00
- ・天気：晴
- ・気温：33°C
- ・湿度：85%
- ・起立

図 5-4 各路線における予測快適度(9時)

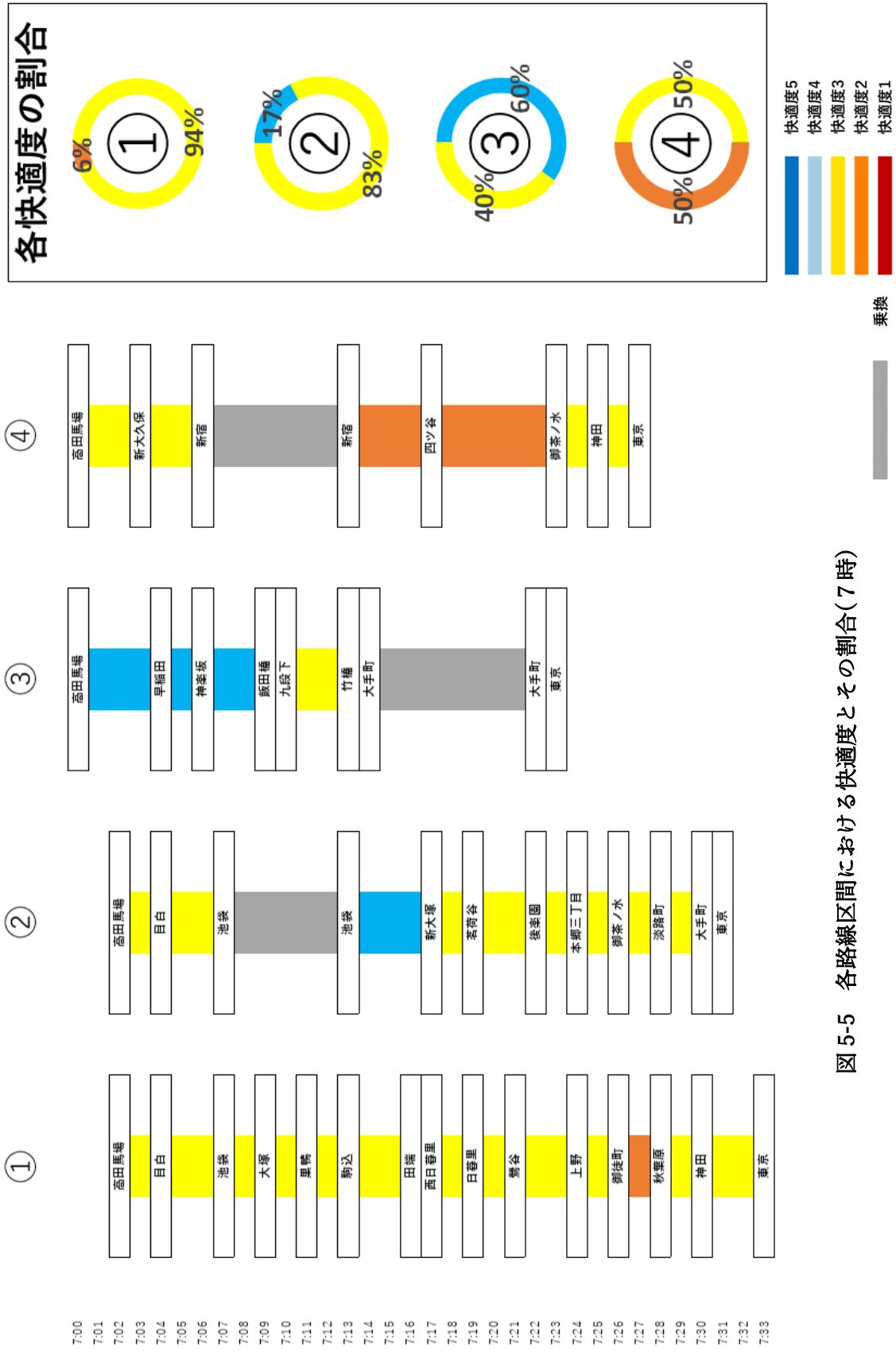


図 5-5 各路線区間における快適度とその割合(7時)

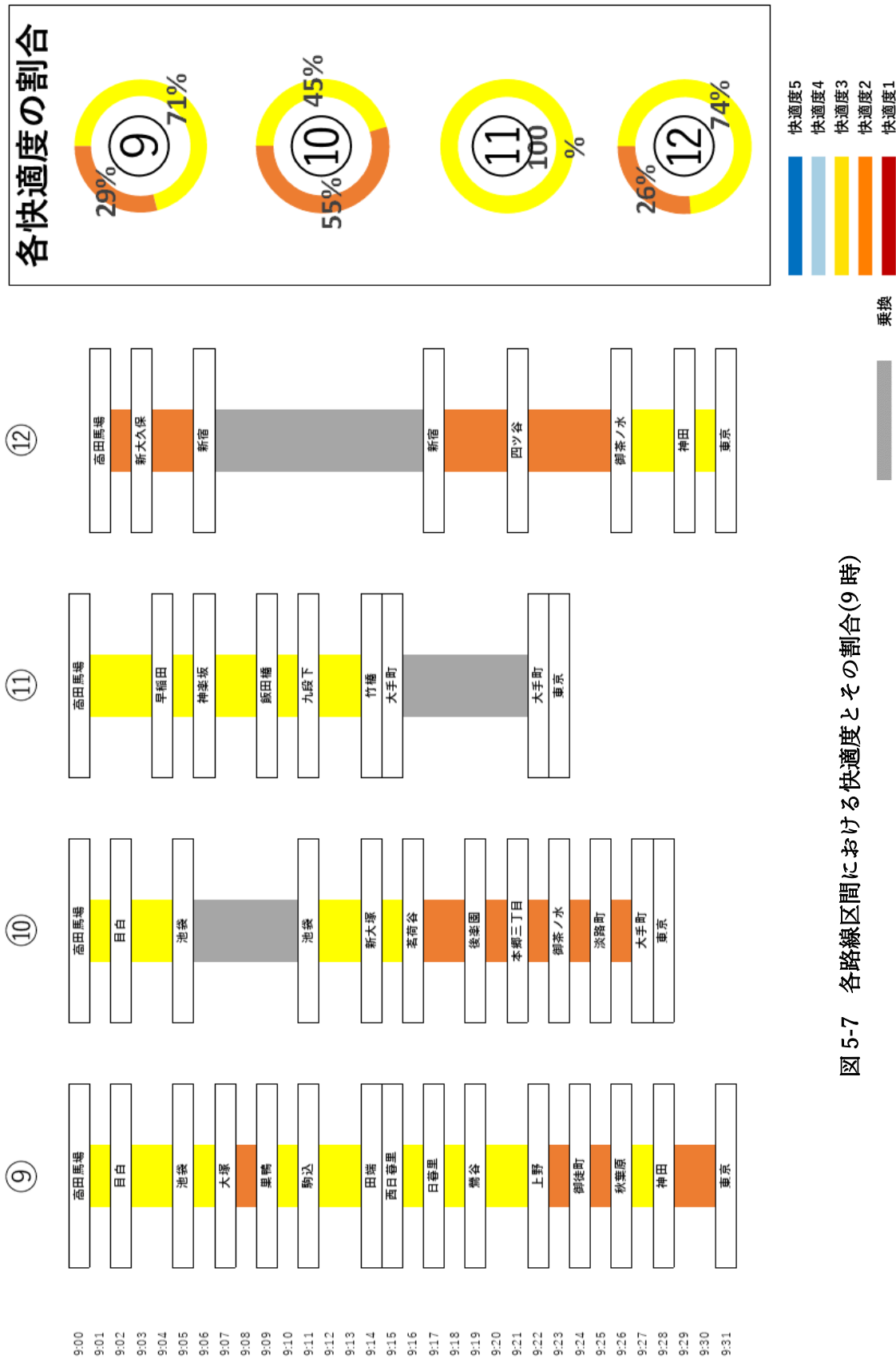


図 5-7 各路線区間における快適度とその割合(9時)

5.2.1. 考察

図 5-2～図 5-4 からは、被験者 A がどの時間帯のどの路線に乗車することで最も快適ということが視覚的にわかる。路線②と路線③のみ快適度 4 の区間が存在しており、この 2 路線に乗ることが推奨される。しかし、これらの図だけでは両者のうち、どちらがより快適か定量的に把握することができないので、ここで図 5-7～図 5-9 を用いる。図には路線それぞれの駅名と駅区間での快適度、そして全体における各快適度の割合について示してある。これらの図から、路線②の快適度 4 の割合は 17%であるのに対し、路線③における快適度 4 が占める割合は 60%となっており、被験者 A にとって 12 の路線のうち最も快適な路線は、快適度 4 の割合が最も高い路線③であることが言える。つまり、被験者 A は高田馬場駅から東京駅まで鉄道移動する場合、午前 7 時発の東京メトロ東西線から東京メトロ丸の内線に乗り換えるこの路線を使用することが推奨される。一方で最も快適度の悪い路線は快適度 1 が路線全体の 26%を占めている路線⑧となった。このような形で、今後現在リリースされているアプリなどで、新たな路線案内の指標として活用できることが期待される。

ここで、この手法に関して注意したい点が 2 点ある。まず 1 点目は、路線全体における快適度の割合によって最も快適な路線を判断するこの手法では総乗車時間を考慮することができないという点である。つまり、快適度の高い鉄道に長時間乗車するのと、快適度の悪い鉄道に短時間乗車するのではどちらがより快適であるのかは把握することはできないということだ。例えば快適度 5 の路線に 30 分乗った場合と快適度 1 の列車に 5 分乗車した場合、割合で判断するならば前者が最も快適だと判断されるが、負担という観点から考えると後者の方が乗車時間の短い分負担は軽減されるのではないだろうか。この総乗車時間と快適度を考慮した手法について第六章にて記述する。

そしてもう一点は乗換および乗換に要した時間を考慮できない点である。この手法では、乗換時の負担の影響は含まれておらず、今後考慮する必要があると考える。

5.3. 個人間における快適度の相違

次に6人の被験者における心拍数予測モデルを用いて5.2と同様高田馬場駅・東京駅間の下記条件での各被験者の快適度を推定し、その相違について考える。なお、乗車時および乗換時の混雑率が75%の場合、全ての被験者は着席するものと仮定し、降車するまで着席とした。

表 5-2 高田馬場駅・東京駅間の路線経路（9時30分）

路線名	出発時刻	到着時刻	乗車時間	乗換回数
① JR 山手線	9:30	10:01	31分	0回
② JR 山手線→東京メトロ丸ノ内線	9:30	9:58	21分	1回
③ 東京メトロ東西線 →東京メトロ丸ノ内線	9:31	9:51	17分	1回
④ JR 山手線→JR 中央線	9:30	9:56	18分	1回

天気：晴 気温 27.6℃ 湿度:79% 乗車時の混雑率 75%の場合着席，それ以外起立

次頁の図 5-8 は各被験者が①から④の経路に乗車した場合の予測心拍数の大小に、それぞれが有する特有の快適度と心拍数の範囲の関係(巻末資料参照)を当てはめ快適度を区間ごとに推定し、地図上に可視化したものである。

また、図 5-8 はそれぞれの被験者が乗車した場合に予測される各快適度の路線全体に占める割合をそれぞれの路線ごとに表したものである。その中で最も高い快適度が占める割合が最大の路線を、最も快適な路線とし、黒枠で囲った。それぞれの駅区間ごとの詳細な心拍数の変動や推定快適度については、巻末資料を参照されたい。

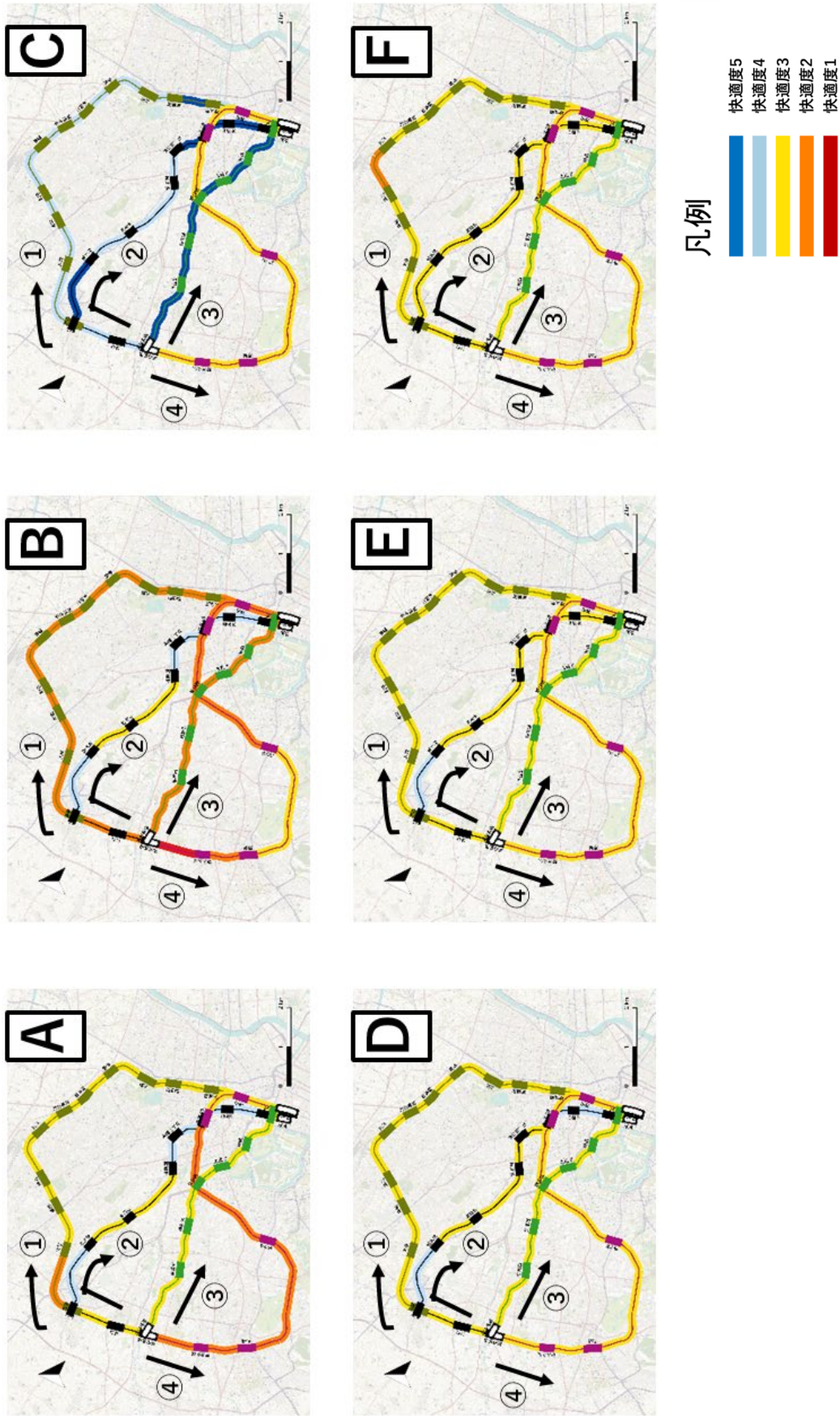


図 5-8 各被験者における各路線での予測快適度

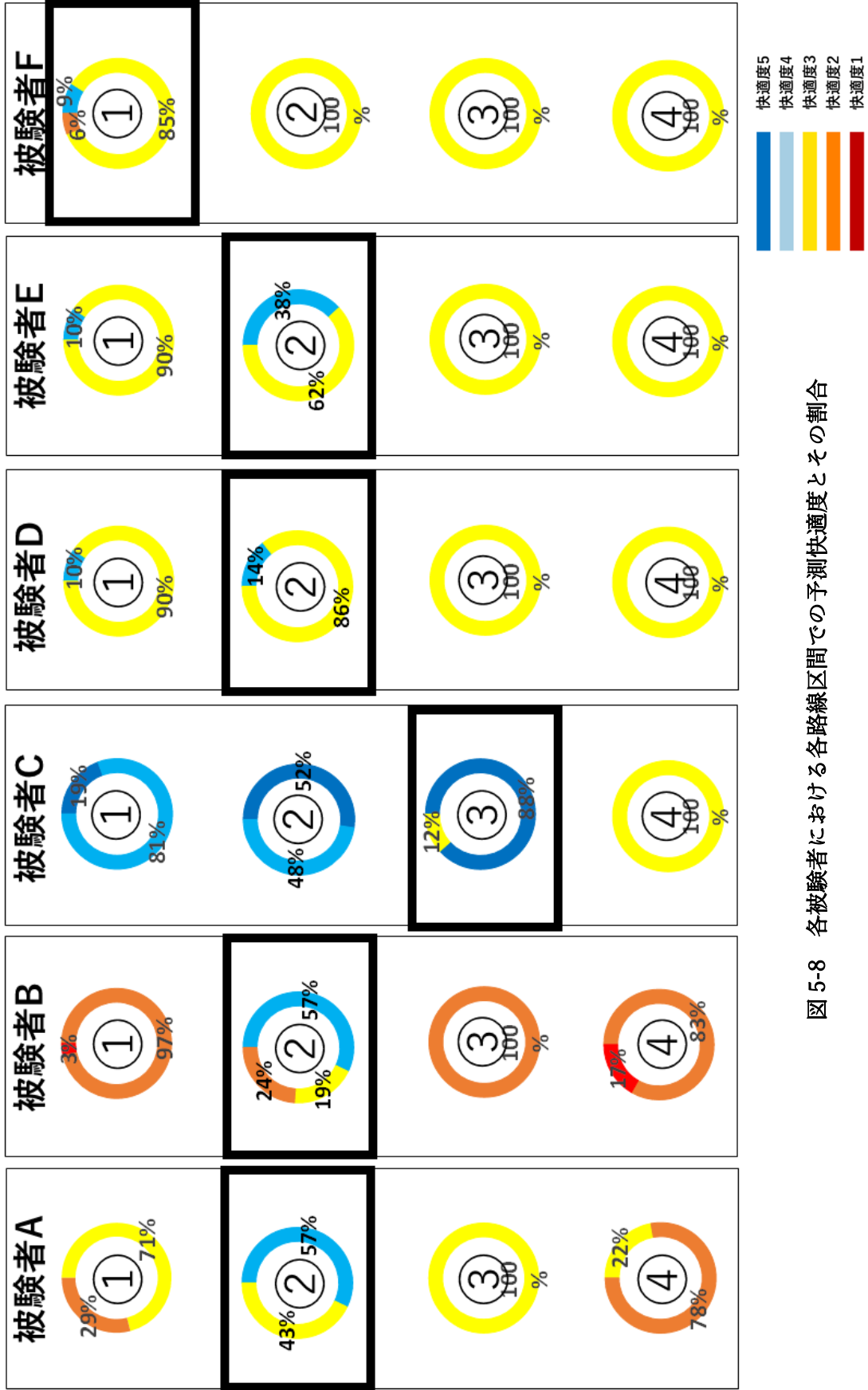


図 5-8 各被験者における各路線区間での予測快適度とその割合

5.3.1. 考察

以上の図から、それぞれにとって最も快適な路線を把握することができる。被験者 A, B, D, E は JR 山手線から東京メトロ丸の内線に乗り換える路線②が最も高い快適度の割合が高くなった。一方で被験者 C は路線③，被験者 F は路線①という結果となり，被験者によって結果が異なることがわかった。

現在リリースされている路線案内アプリ (Yahoo!路線案内図) で高田馬場駅から東京駅まで 9:30 に出発するという条件検索すると以下のような結果となる。



Yahoo!路線図アプリ内画面より引用

図 5-9 路線案内アプリの高田馬場駅・東京駅間での検索結果

まず一番上で推奨されるのは東京メトロ東西線から東京メトロ丸の内線に乗り換える，本研究における路線③で，二番目に路線④となっている。そして五番目の提案として路線②といった結果となった。一方で路線①はアプリでは提案されていない経路であった。つまり，6人の被験者が本アプリの提案に従って一番目の推奨に乗車した場合，被験者 C のみが最も快適な路線の選択をしたことになり，その他の被験者は乗車時の快適性を損なうことになる。さらに路線①が最も快適であると予測された被験者 E は，アプリによる路線検索をしている以上，路線①に乗車することは考えられない。

現行の路線案内アプリでは全ての人に対して同一の経路を推奨している仕組みとなって

いる。しかし、その推奨している路線は必ずしもすべての人にとって快適な路線ではないことがわかった。このことから、個人レベルで鉄道乗車時の快適度を心拍数の大小から推定することの有用性が確認された。

5.4. 小まとめ

本章では、第3章で結論付けられた心拍数の大小によって鉄道車内の快適度を表すことができるという点と、第4章で構築された各被験者の心拍数の予測モデルを用いて、将来の鉄道乗車時の快適度を予測し、任意の駅区間に複数存在する路線経路から最も快適な経路を推定した。乗車時の快適度の推定精度は被験者 A, B, C, D の4人で検証したところ「快適度1」から「快適度5」の5段階評価の場合、完全に一致しているのはおよそ5割程度と決して高くはなかったが、「良い」「普通」「悪い」の3段階に変換すると一致率は7割から8割と上昇した。このことから、今後快適度の評価と各快適度が取りうる心拍数の範囲について再考する必要があるだろう。

この予測モデルを用いて本章では、被験者 A が複数の時間帯そして複数の鉄道経路で移動した場合の快適度を予測した。その結果、時間帯や経路によって推定された快適度は異なることがわかり、最も快適な路線を各快適度が占める割合によって把握することができた。しかし、この方法では乗車時間や乗り換えについて考慮されていないことから、新たな比較手法の構築が求められる。

また、全ての被験者の予測モデルを活用して、同一時間帯、同一条件で高田馬場駅から東京駅まで移動する4路線におけるそれぞれの快適度を予測した。その結果、被験者によって最も快適と推定される路線が異なることがわかり、全てのユーザーに対し同一路線を推奨する現行の路線案内アプリでは、それぞれに適した路線に乘車できないことがわかった。

第6章 結論

6.1. まとめ

本研究は、位置情報や心拍数をはじめとする多様なパーソナルデータから、個々人にとって最適で快適な移動の傾向を分析し、そこから鉄道利用時の快適性を定量的に評価する指標の構築、および、その指標を用いて最も快適な鉄道経路を個人レベルで推定する手法の検討を行うことを目的とした。その背景として、行政や鉄道事業者がハード・ソフトの両面から鉄道移動の質そのものを高め、よりストレスフリーな鉄道移動の実現を目指している一方で、鉄道利用時に利用者が感じる快適度やストレス度合いを定量的に評価する指標は確立されておらず、施策の効果を快適度という観点から定量的に検証することが困難だという点である。さらに、この快適度を定量的に測る指標の欠如により、現在リリースされている路線案内アプリでは、金額、乗換回数、乗車時刻のみの基準によって最適な路線を提案している。そのため、利用者を問わず全ての利用者に対し同様の路線案内結果となっており、提案された経路の一部は利用者にとって快適と感じる可能性がある一方で、必ずしもすべてのユーザーにとって快適とは限らない、という背景からも本研究の目的を設定した次第である。

本研究は、パーソナルデータのひとつで、生理心理学においてストレスと有意な関係があるとされている心拍数に着目し、鉄道移動の快適性を定量的に把握する指標としての有効性について検証した。この心拍数に、パーソナルデータとして歩数、位置情報そしてアンケートの回答結果や環境データをそれぞれが計測されたタイムスタンプによって統合し、鉄道乗車時のデータを抽出した上で「心拍数とアンケートで回答された主観的な車内の快適度」や「心拍数と環境変化」について分析を行った。その結果、今回対象となった被験者6人全てにおいて、回答された快適度が高くなるにつれて心拍数は有意に低くなっている($p < 0.001$, 一部 $p < 0.01$)ことがわかった。これは、ストレス度が低い、いわゆる快適度が高い場合に想定される、副交感神経が誘発され心拍数が有意に低くなる反応と同じ結果となった。つまり結論として、心拍数の大小によって鉄道乗車時の快適度を表すことができるといえる。さらに、車内の混雑度や着席の有無など、これまでストレスサーとして挙げられてきた環境変化によって心拍数は増減していることから、心拍数は快適度をリアルタイムに反映することのできる快適性指標として有効性が示された。

次にこの心拍数を予測するモデルを、重回帰分析を用いて個人レベルで構築した。その結果、係数の値からや、被験者間で係数値を比較することによって、被験者が各説明変数からどのような影響を受けているのかを把握することができた。把握された説明変数いわゆるストレスサーの影響度は個人によって異なることが言え、個人ごとに予測モデルを構築する正当性が確認された。

構築された予測モデルは、比較的高い精度で心拍数を予測することができ、この予測された心拍数の大小から将来の鉄道乗車時の快適度を推定し、任意の駅区間に複数存在する路線経路から最も快適な経路を可視化・推定することが可能となった。

6.2. 今後の課題

今後の課題として複数点挙げられる。まず一点目は、心拍数および快適度の予測精度である。本研究では様々なストレスや環境要因を考慮した予測モデルを構築して心拍数を予測したが、突発的な心拍数の変動や、想定されていないストレスや心拍数を変動させる要因があることが分析を通じてわかった。また、予測された心拍数の大小から5段階の快適度を推定する本研究の手法では、精度は決して高いものではなかったものの、快適度を3段階に変換したところ精度は上昇した。これらのことから、鉄道乗車時のストレス要因をさらに追及し予測モデルに組み込んだり、快適度の評価基準を見直したりすることで、より精度の高いものに仕上げる必要がある。

もう一点目は、被験者に回答してもらったアンケートである。回答ミスや、実際には鉄道にしたもののアンケートを回答するのを忘れてしまったりするケースが多く見られた。また、被験者からはアンケート回答に対し煩わしさを感じる、と言った声も聞かれ、アンケートによるストレスを与えてしまった可能性も考えられる。今後は、アンケートを用いずにこれらの分析を可能にする手法が必要であろう。例として、乗車目的にはカレンダー、着席の有無は個人のモバイルデバイスが計測している加速度などのパーソナルデータの活用が見込まれる。

そして3点目は、駅区間の快適度と総乗車時間とのトレードオフについてである。本研究では、路線全体における各快適度の割合によって最も快適な路線を判断する手法を用いた。しかし、この手法では総乗車時間を考慮することができない。そのため、長時間快適度の高い路線に乗った場合が最も快適と推定され、短時間の快適度の悪い路線は除外されてしまう。例えば快適度5の路線に30分乗った場合と快適度1の列車に5分乗車した場合、割合で判断するならば前者が最も快適だと判断されるが、負担という観点から考えると後者の方が乗車時間の短い分負担は軽減されるのではないだろうか。この課題を解決するために以下の手法を提案する。

この手法は快適度5を基準として、乗車中の任意の1分間の快適度と比較しどの程度乖離しているかを求める。この乖離具合は、快適度5を基準とした場合、該当の1分間でどれくらいの快適性の損失であったかを表している(図6-1)。これらの損失を乗車期間中累計することで全体の快適性を計上することができ、定量的に比較することが可能になると考える。

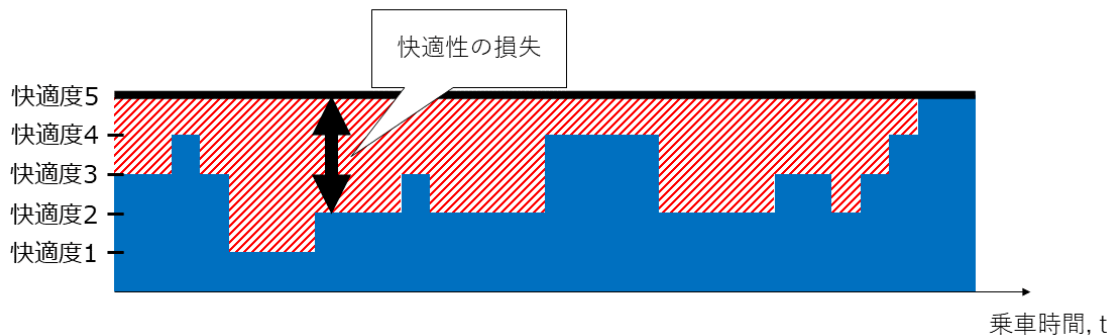


図 6-1 乗車期間中の総合的な快適度の損失

今後これらの有用性を確かめるべく、更なるデータや被験者が必要だと考える。しかし、これらのデータをひとりひとり収集することにも課題があると考え。特にプライバシーの問題やセンサデバイスの精度に関わる技術的なものがこれにあたる。今後データ入手の煩雑さの改善や、個人が自分のデータの所在や利活用に対する認識を高めることが解決の糸口になるのではないのだろうか。

6.3. 今後の展望

これまで、鉄道事業者や行政は新線敷設により鉄道の機関分担率を上げ、混雑率の解消などによる鉄道利用時の快適度の向上をハード面で目指してきた。しかし、今後の人口減少や高齢化によりハードより、ソフトの施策いわゆるサービスの質向上による快適性向上が求められる。このソフト面施策の効果評価に本研究で有効性が確認された心拍数を用いて、その大小により快適度の向上を測ることができると考える。

さらに、上述したように、現在リリースされている路線案内アプリでは快適度を尺度とした個人レベルでの路線案内は行われていない。このことから、快適度を指標とし、本研究の手法によってユーザー一人一人にとって快適な路線案内を行いたいと考える。

近年 MaaS(Mobility as a Service)という概念が台頭している。このことにより、人々の移動にはよりサービスとしての付加価値や最適化が求められるようになってきた。そのため鉄道利用時の快適性を把握することは、ストレスフリーな鉄道移動を提供する上で今後必要になってくることが予想され、本研究の成果が貢献できると考える。

参考・引用文献

- ・ Alexander G. Keul, Bernhard Brunner, Thomas Blaschke: *Urban Quality of Life: A Rubik cube of objective and subjective descriptors*. Momentum Quarterly, Vol. 6, No.1, 2017
- ・ Sheldon Cohen, Thomas Ashby Wills: *Stress, Social Support, and Buffering Hypothesis*. Psychological Bulletin, Vol. 98, No.2, 1985.
- ・ Meni Koskowsky, Avraham N. Kluger and Mordechai Reich, *Commuting Stress: Causes, Effects, and Methods of Coping*, Plenum Press, 1995.
- ・ Hyduk, L.A.: *An evaluative and orienting overview*, Psychological Bulletin, 85, 117-134, 1978.
- ・ *Personal Data: The Emergency of New Asset Class*, World Economic Forum, 2011.
- ・ 国土交通省国土交通政策研究所, 国土交通政策研究第 55 号「交通の健康学的影響に関する研究 I」, 2005 年 10 月
- ・ 武田超: 鉄道通勤ストレスの定量的計測に関する研究～心拍変数解析の手法を応用したアプローチ～, 中央大学博士論文, 2015.
- ・ 駒澤真人: 心拍変動と心拍数を組み合わせたストレス評価に関する検討, 第 28 回人間情報学会講演集, 3-4, 2017
- ・ 大久典子, 半沢秋帆, 菊池亜紀子, 山家智之, 吉田克己, 賀来満男: 計算負荷とゲーム負荷による心拍変動解析, 自律神経, 39(2), 204-209, 2002.
- ・ 荒井翔子, 大橋学, 伊藤有紀, Uehara Juan Martin, 増田知之: 店舗用 BGM に最適な新規リラクゼーション音源の探索, IPSJ SIG Technical Report, 2019.
- ・ 前司敏昭, 堀口良太, 赤羽弘和, 小宮稔史: GPS 携帯端末による交通モード自動判定法の開発, 第 4 回 ITS シンポジウム, 2005.
- ・ 大野夏海: 携帯電話による大規模・長期間の GPS データを用いた東京都市圏における交通モードの推定およびモビリティの分析, 東京大学新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻修士論文, 2013.
- ・ 八重澤敏男, 吉田富二雄: 他者接近に対する生理・認知的反応 -生理指標・心理評定の多次元解析-, 心理学研究, 52, 266-172, 1981.
- ・ 鈴木, 「鉄道総研報告」, 第 11 巻, 第 11 号, 1997.
- ・ 大上裕也, 橋山智訓, 岩田満, 田野俊一: 3 軸加速度センサを用いた歩行パターンの分類, 22nd Fuzzy System Symposium, 2006.
- ・ 本多ふく代, 近藤昊, 青木清: 精神的負荷と身体的負荷時の異なる課題における心拍の RR 間隔の変化
- ・ 山内豊明, 渡辺千尋, 三苦里香: 血圧測定に必要とされる安静時間の妥当性についての実証的研究, Japanese Journal of Nursing Art and Science, Vol. 3, No. 2, 13-21, 2004
- ・ 市東邦夫, 遠藤博哉: 地下鉄における車内騒音, 騒音制御, Vol.22, No.4, 1998.

- ・増成友宏, 武地美明, 田村尚之, 船津貴弘, 清水則一: 「GPS 変位計測における上空障害物の影響とその低減法」, 土木学会論文集, Vol.64, No.4, 394-402, 2011.
- ・笠原秀一, 飯山政晃, 美濃導彦: 「環境制約を用いた旅行者 GPS 軌跡からのオンライン移動モードの推定手法」, 電子情報通信学会 信学技報, 2014.
- ・国土交通省: 「交通関係統計資料 - 鉄道輸送統計調査」, <https://www.mlit.go.jp/k-toukei/tetudouyusou.html>, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・国土交通省: 「公共交通政策 - 大都市交通センサス」, http://www.mlit.go.jp/sogoseisaku/transport/sosei_transport_tk_000007.html, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- 国土交通省: 「中長期的な鉄道整備の基本方針および鉄道整備の円滑方策について」, https://www.mlit.go.jp/kisha/oldmot/kisha00/koho00/tosin/tetuseibi/mokuji_.htm, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・ストレス時代の漢方処方ストレージ: 「ストレスと自律神経」, https://stress-jidai.jp/lecture/knowledge/knowledge_02.html, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・株式会社 ROHM ホームページ: 「脈波センサ」, https://www.rohm.co.jp/electronics-basics/sensors/sensor_what3, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・AnalogDialogue: 「3 軸デジタル加速度センサーを使用したフル機能の歩数計の設計」, <https://www.analog.com/jp/analog-dialogue/articles/pedometer-design-3-axis-digital-acceler.html#>, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・国土交通省国土政策局国土情報課 GIS ホームページ: 「国土数値情報 鉄道データ」, http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-N02-v2_3.html, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・fitbit ホームページ: 「FITBIT のテクノロジー」, <https://www.fitbit.com/jp/technology>, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・東京都ホームページ: 「時差 Biz とは」, <https://jisa-biz.metro.tokyo.lg.jp/about/>, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・東日本旅客鉄道株式会社ホームページ: 「オフピークで快適通勤キャンペーンの実施について」, https://www.jreast.co.jp/press/2019/20200108_ho01.pdf, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・MyData Japan ホームページ, <https://mydatajapan.org/>, 最終アクセス: 2020 年 1 月 13 日
- ・Yahoo Japan Corp.: アプリ「Yahoo!路線案内」, 最終アクセス: 2020 年 1 月 12 日
- ・NAVITIME JAPAN CO.,LTD: アプリ「乗換 NAVITIME」, 最終アクセス: 2020 年 1 月 12 日

- ・ Val Laboratory Corporation : アプリ「駅すぱあと」, 最終アクセス: 2020年1月12日
- ・ Jorudan Co.,Ltd : アプリ「ジョルダン乗換案内」, 最終アクセス: 2020年1月12日

謝辞

本論文を執筆するにあたり、多くの方からお力を頂き、誠にお世話になりました。この2年間、研究内容に対する助言はもちろん、研究の取り組み方など様々な面でご指導していただいた柴崎亮介先生、本研究の副指導員を引き受けて頂き交通工学の視点から多くの助言をくださいました日下部貴彦先生、日常的に研究の方法や方向性について親身になってご相談にのっていただいた金杉洋特任教員、データを取得する際に必要不可欠な情報銀行について丁寧に教えて頂いた松原剛特任教員、研究テーマは異なるものの日ごろからお気遣いくださいました秋山祐樹助教、小川芳樹特任研究員、宮澤聡特任教員、勉強会を通してプログラミングのいろはを教えて頂いた日野智至さん、お忙しい中でも常に丁寧にご対応いただいた関本研究室秘書の本間さん、柴崎研究室秘書の方々、そして高い意識をもち共に励ましあい、時には旅行に行き、楽しい研究室生活を送らせてくれた小林稜介君、秦桜蘭さん、楊少鋒君、そして空間情報学系研究室をはじめ社会文化環境学専攻のみなさまに、心より感謝申し上げます。

最後に、この2年間だけでなく、これまで長い間支えてくれた家族に最大限の感謝の気持ちを表して、謝辞といたします。

付録

アンケートフォーム参考画面

電車移動時の快適性に関する研究

*必須

アンケート回答のタイミング*

- 出発駅
- 乗り換え駅
- 混雑度が変化した駅
- 快適度が変わった駅
- 席に座ることができた駅
- 降車後

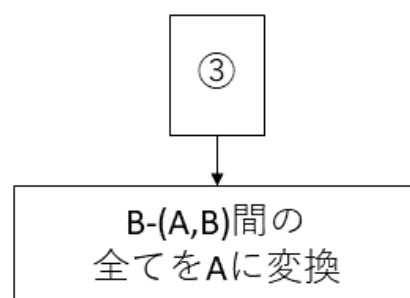
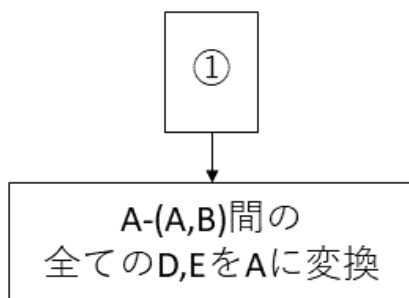
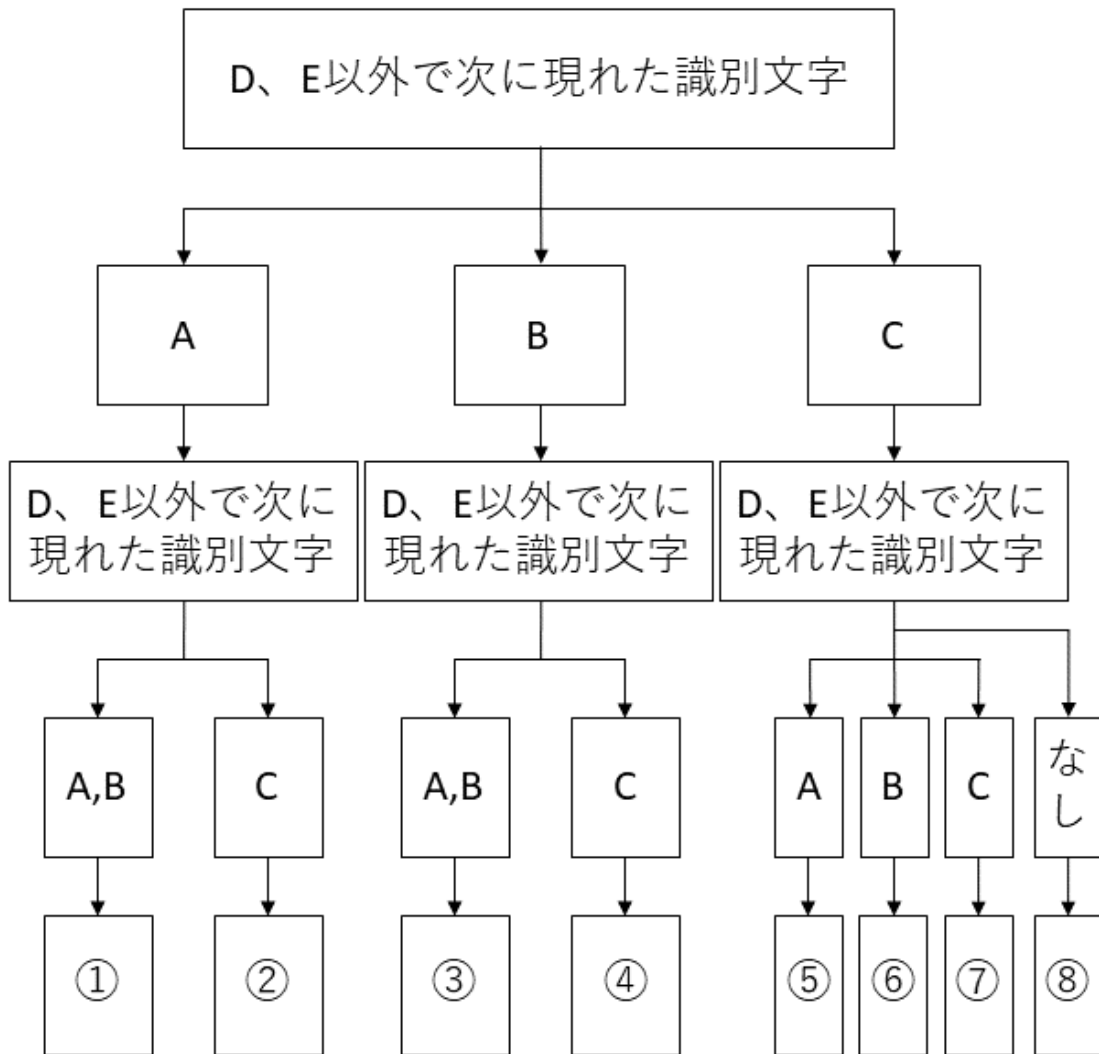
次へ

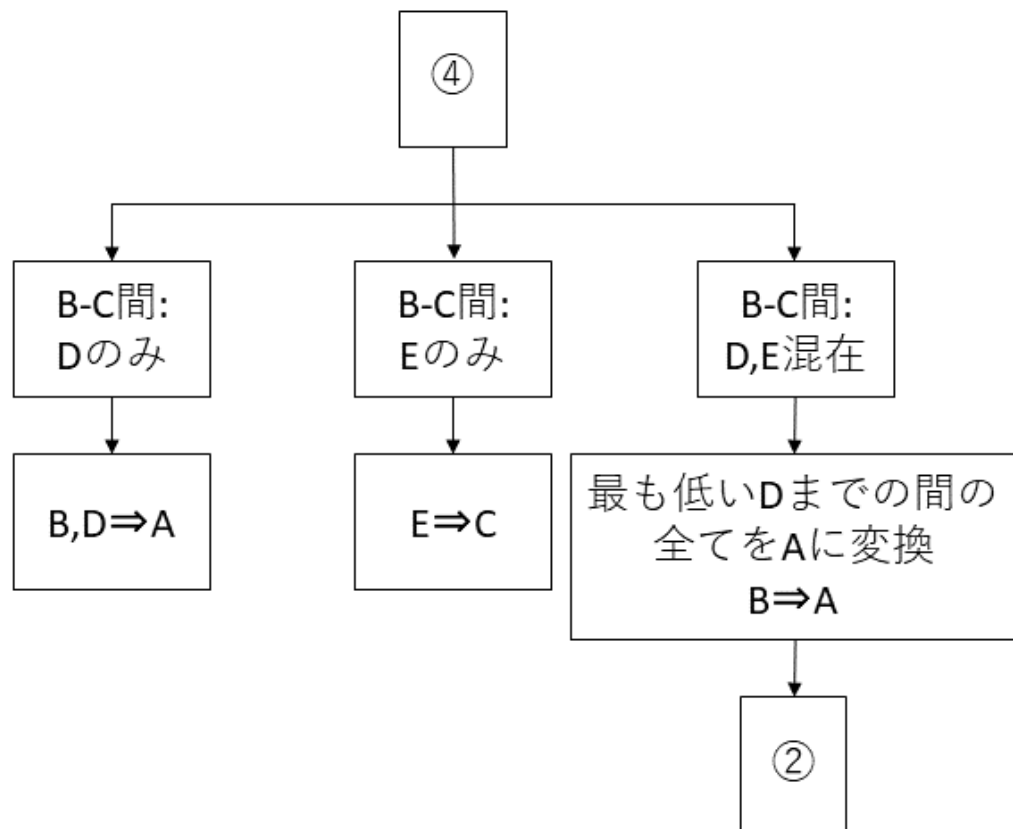
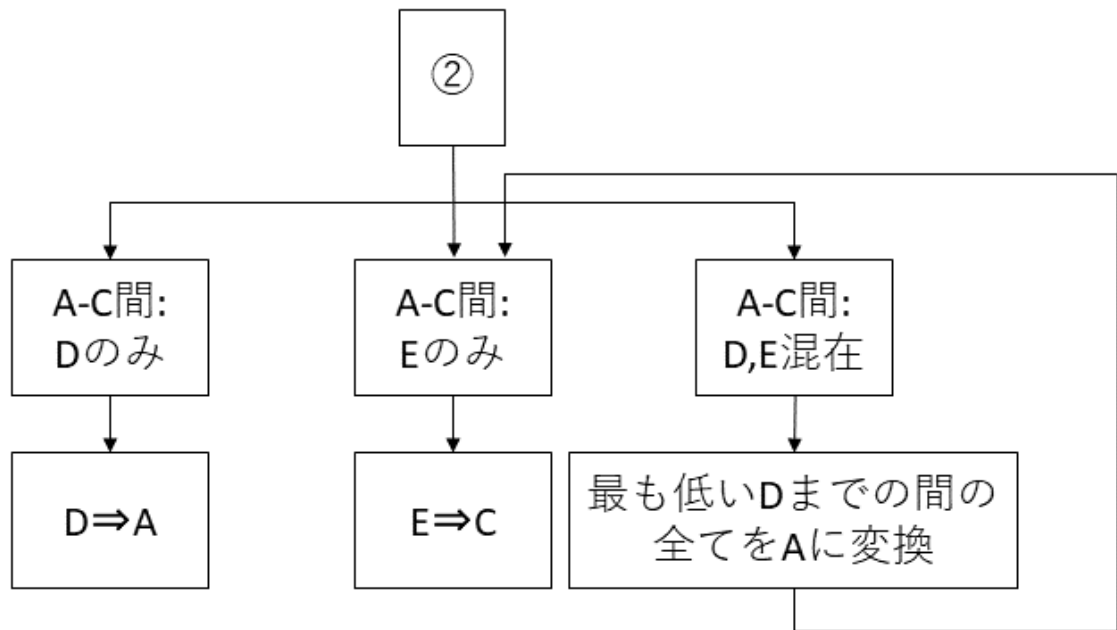
Google フォームでパスワードを送信しないでください。

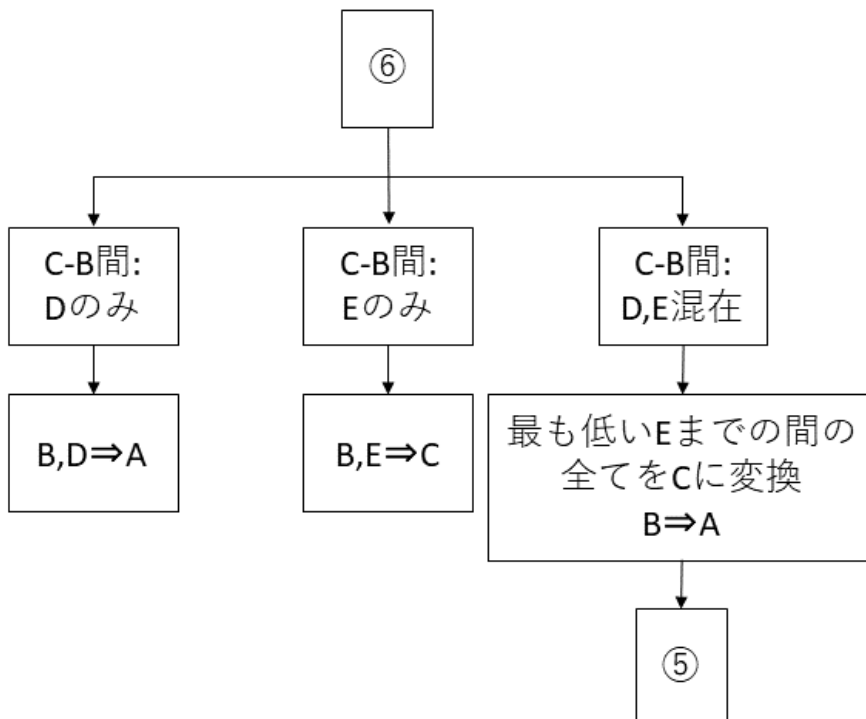
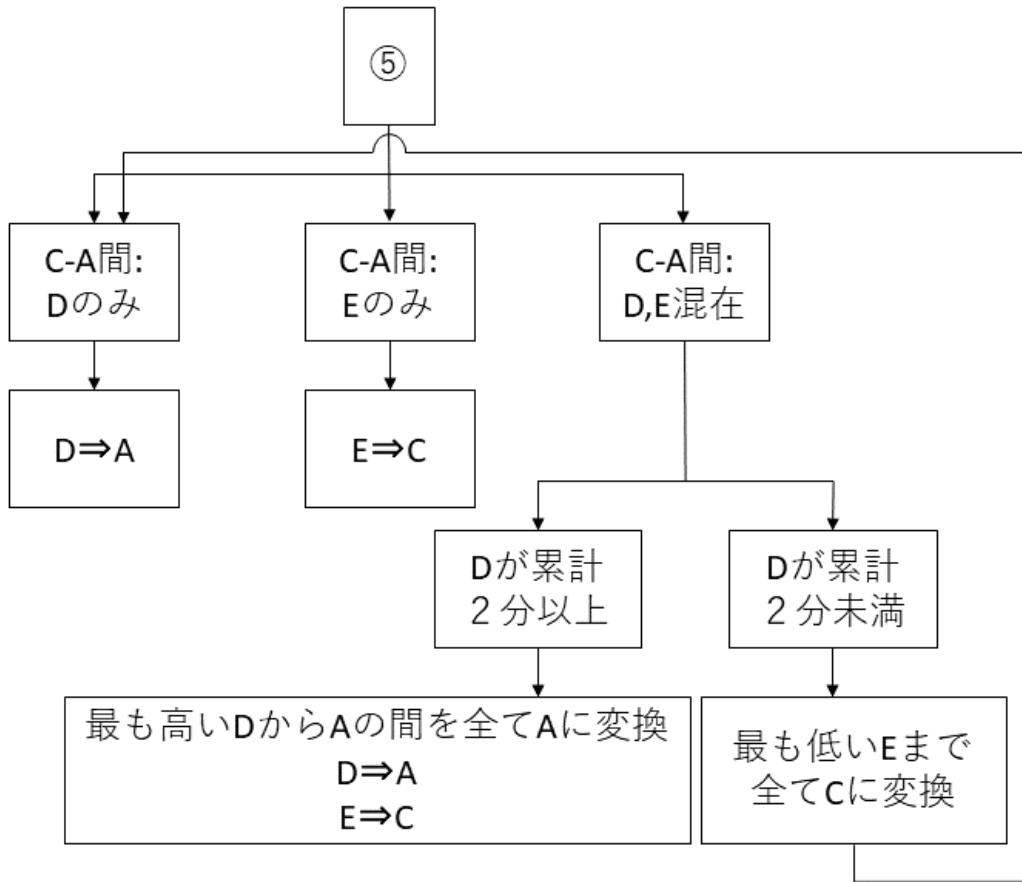
このコンテンツは Google が作成または承認したものではありません。 [不正行為の報告](#) - [利用規約](#) - [プライバシーポリシー](#)

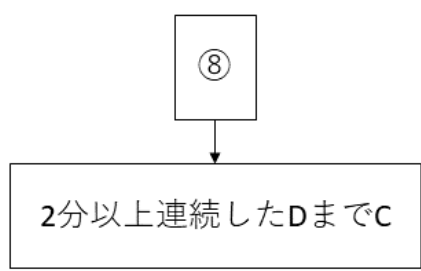
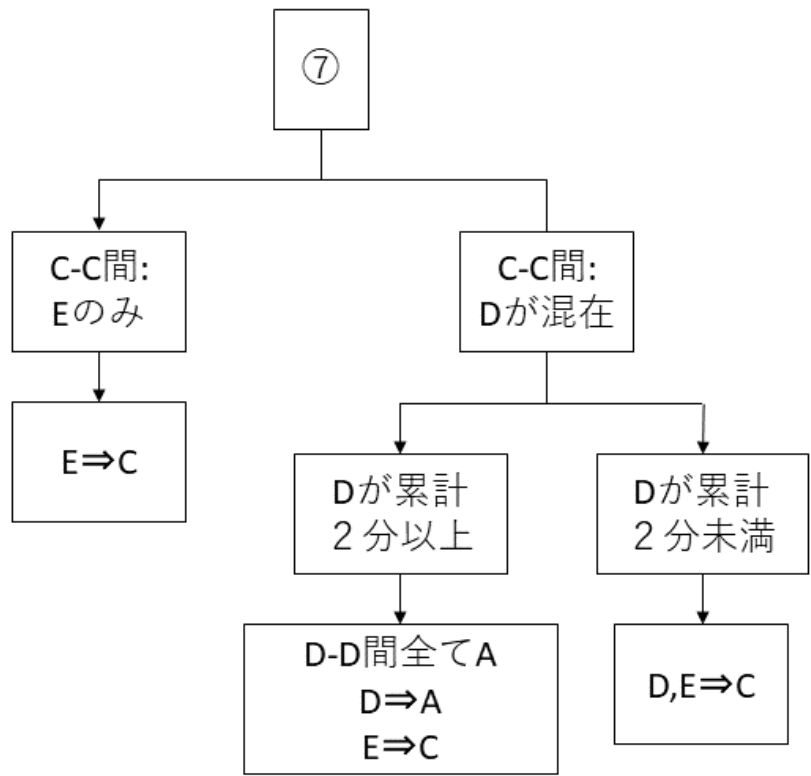
Google フォーム

鉄道乗車時データ判定操作



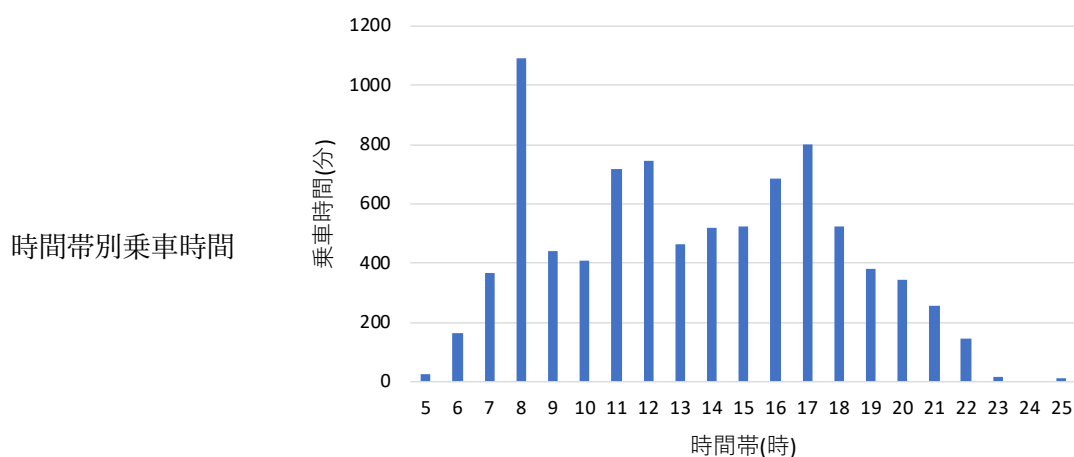




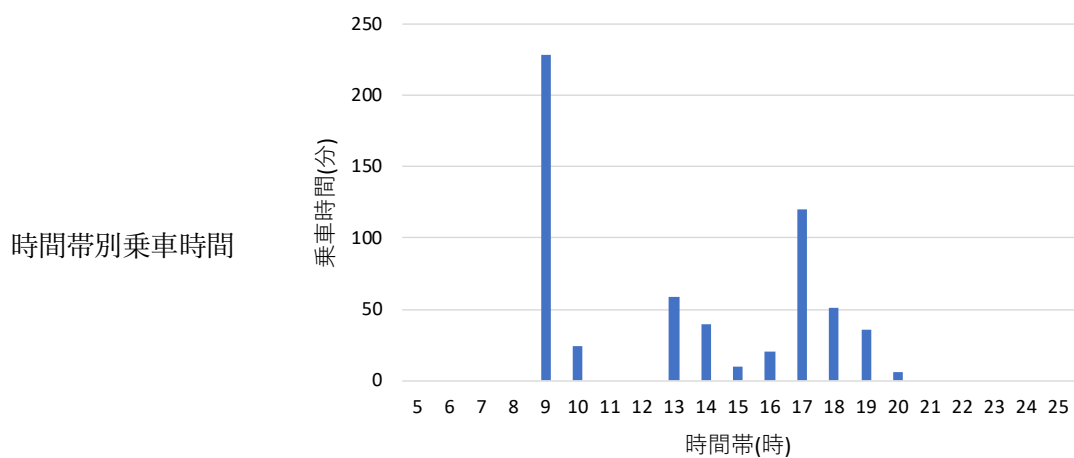


各被験者の乗車データ概要

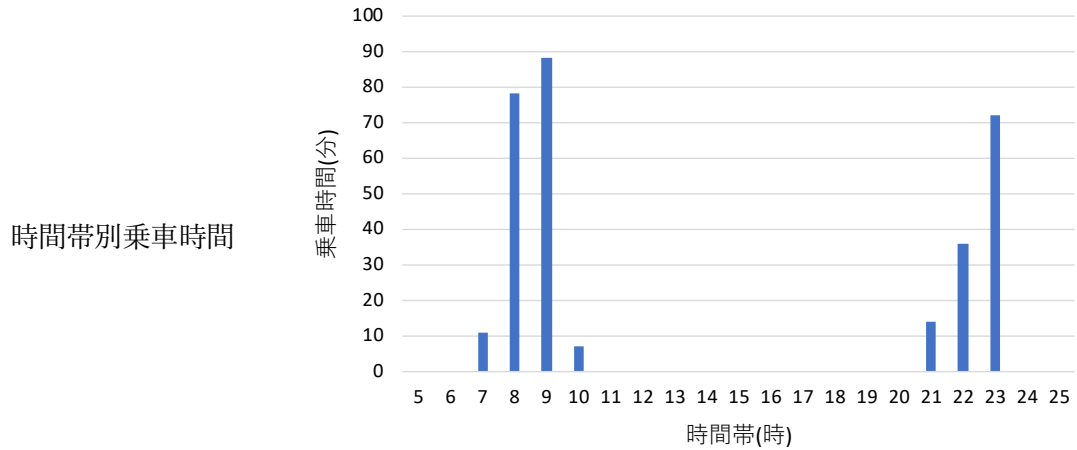
被験者 A	性別：男性 年齢：20代 職業：学生
期間	2018-08-12 ~ 2019-07-04
総乗車時間	8474 分
1 トリップあたりの平均乗車時間	56 分[/トリップ]



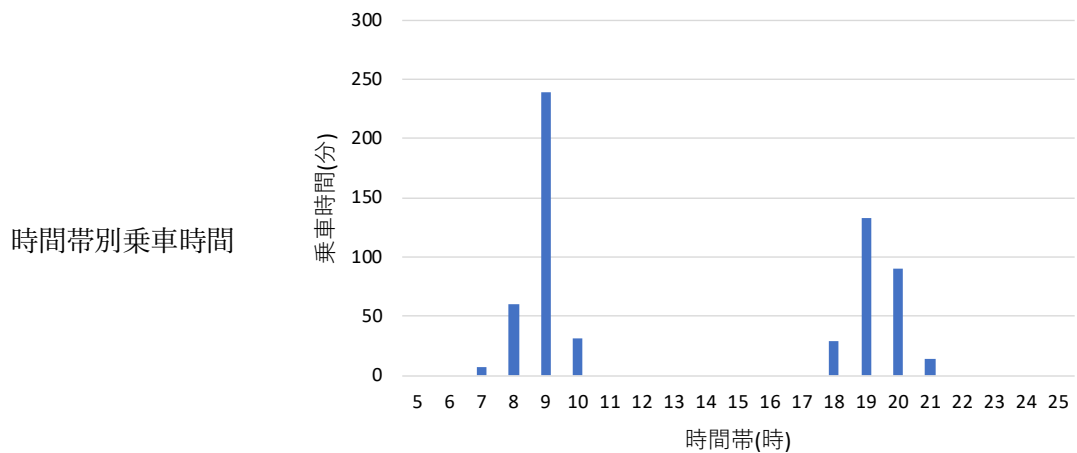
被験者 B	性別：男性 年齢：20代 職業：学生
期間	2019-09-03 ~ 2019-9-27
総乗車時間	597 分
1 トリップあたりの平均乗車時間	25 分[/トリップ]



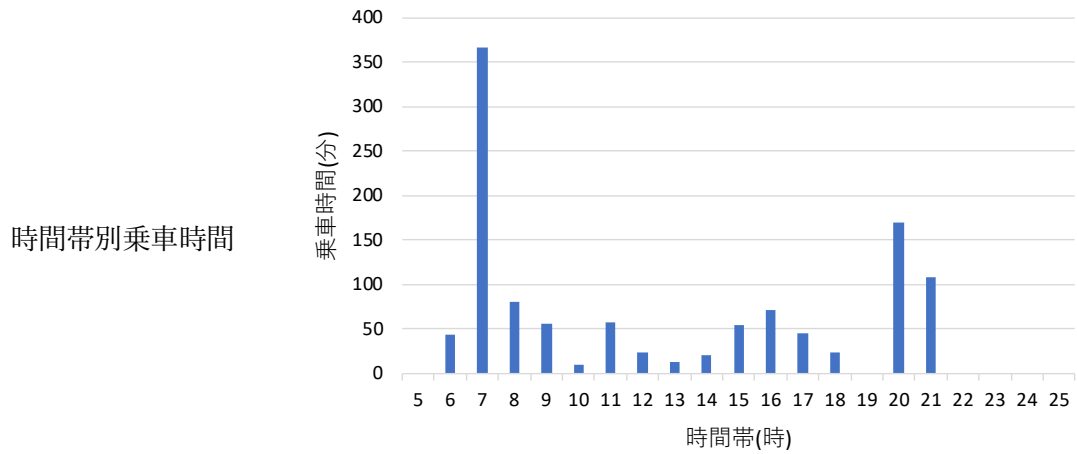
被験者 C	性別：男性 年齢：30代 職業：研究員
期間	2019-08-30 ~ 2019-09-12
総乗車時間	309 分
1 トリップあたりの平均乗車時間	46 分[/トリップ]



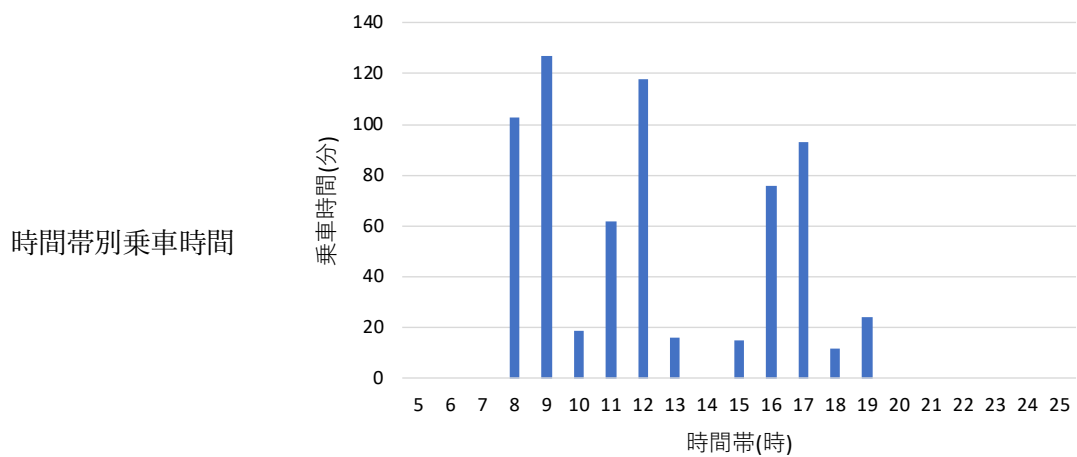
被験者 D	性別：男性 年齢：30代 職業：研究員
期間	2019-09-02 ~ 2019-10-02
総乗車時間	606 分
1 トリップあたりの平均乗車時間	37 分[/トリップ]



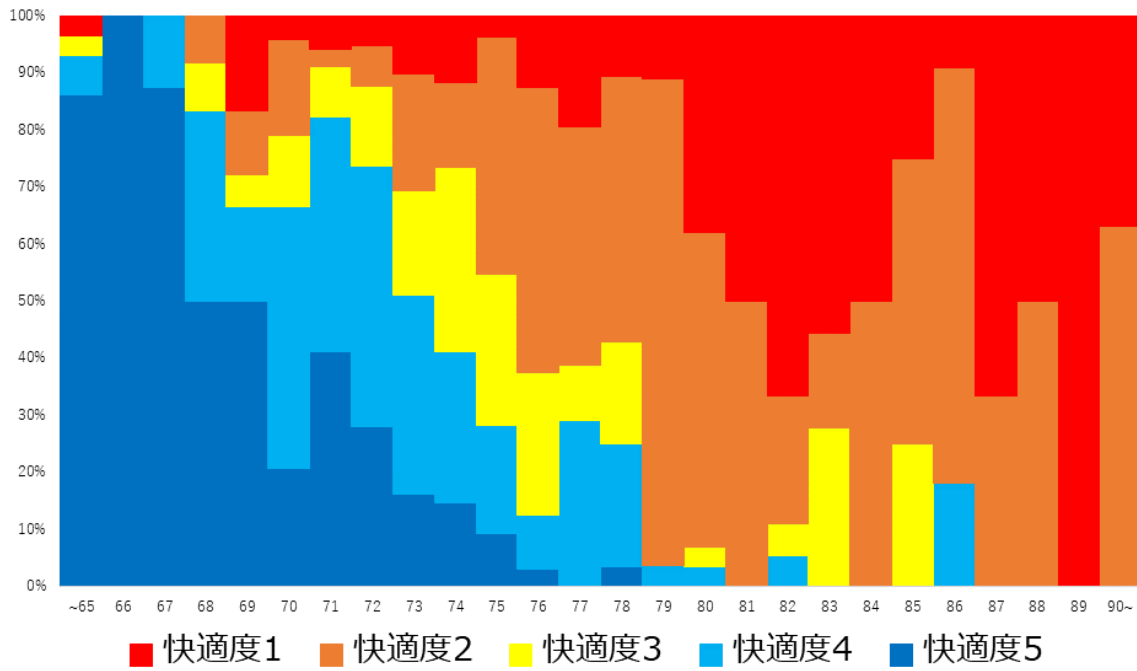
被験者 E	性別：男性 年齢：50代 職業：会社員
期間	2019-08-20 ~ 2019-09-09
総乗車時間	1146分
1トリップあたりの平均乗車時間	30分[/トリップ]



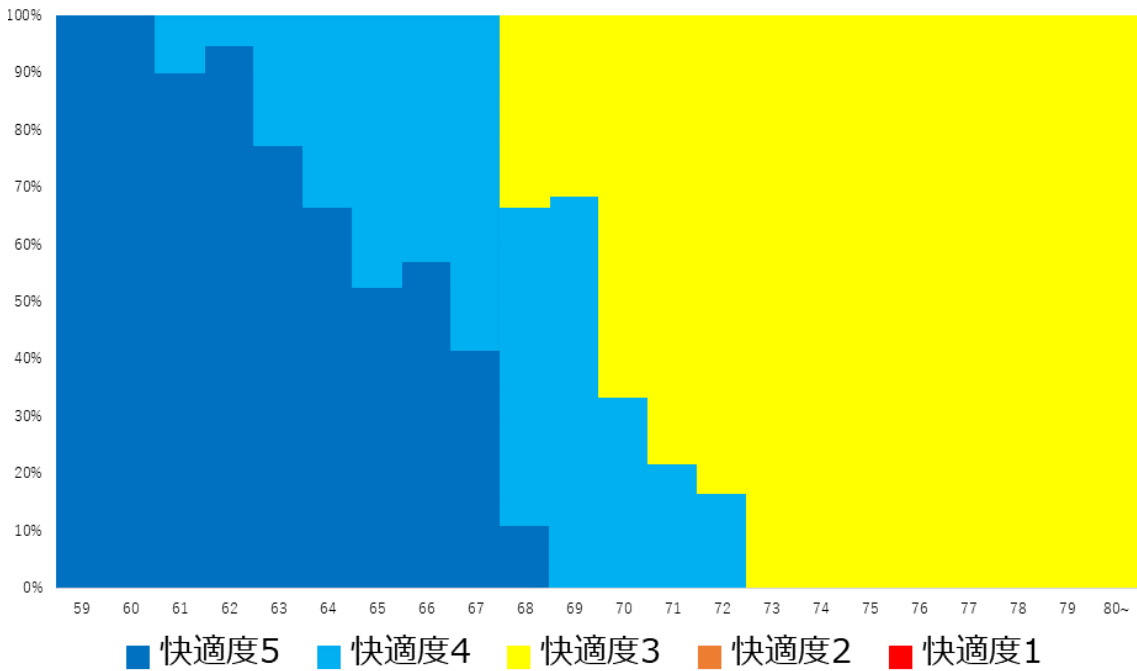
被験者 F	性別：女性 年齢：50代 職業：主婦・パート
期間	2019-08-19 ~ 2019-9-12
総乗車時間	665分
1トリップあたりの平均乗車時間	26分[/トリップ]



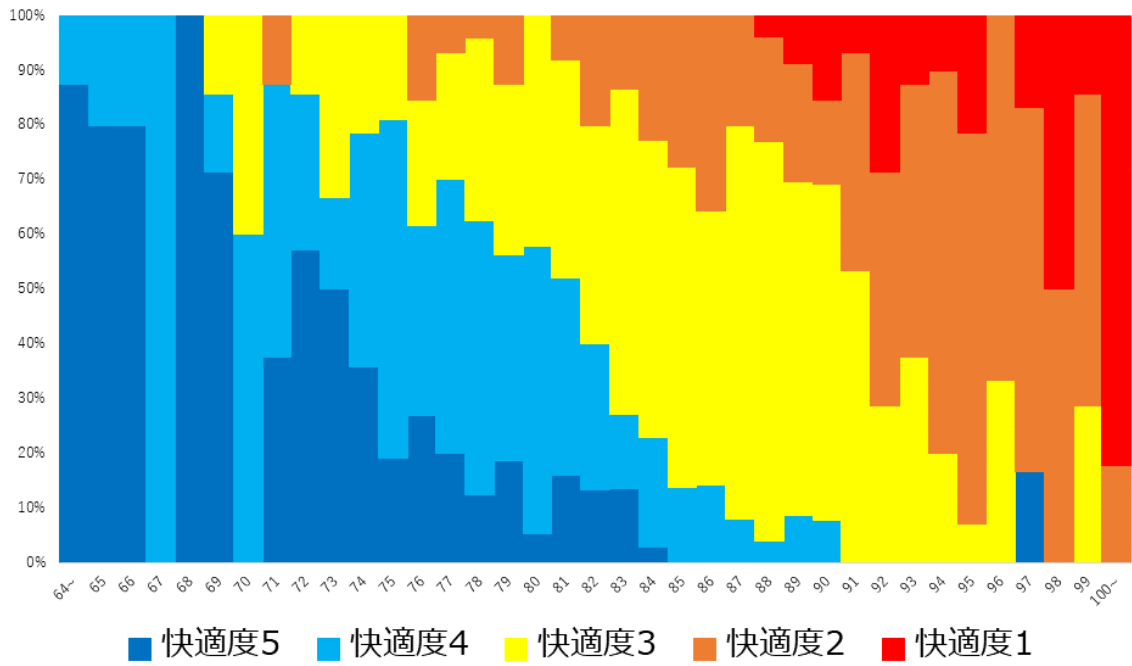
各被験者の各快適度におけるボリュームゾーン



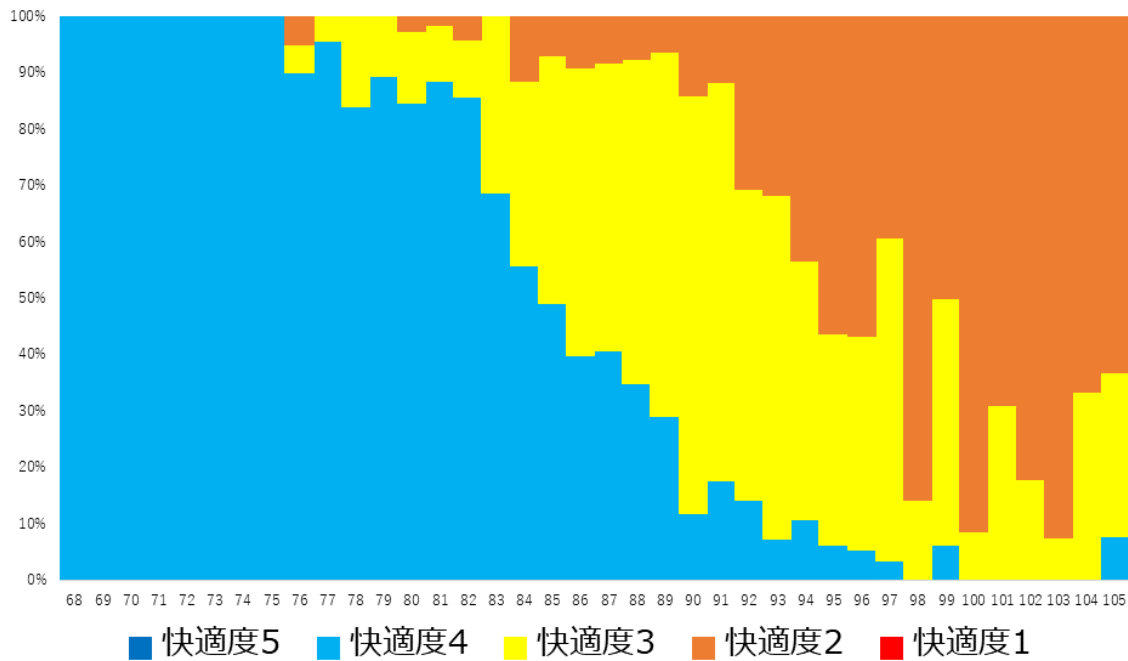
被験者 B



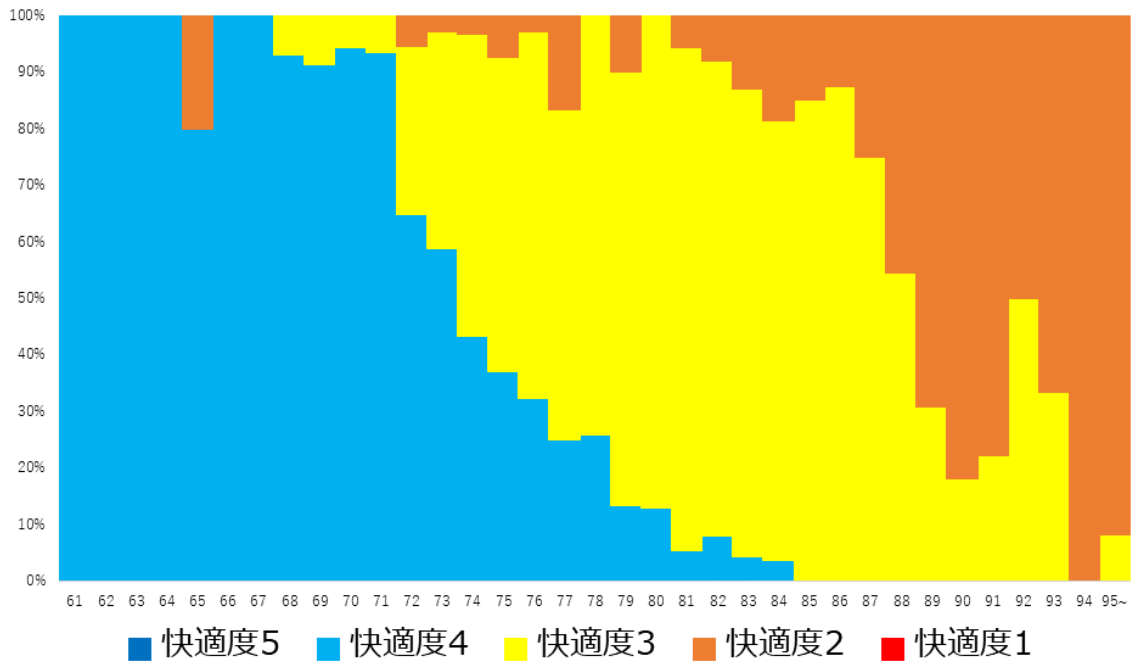
被験者 C



被験者 D



被験者 E



被験者 F

各被験者の重回帰分析結果

<被験者 A (6 時以前～10 時) >

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.1937***	0.173	0.214	
気温	0.2964***	0.219	0.374	
平均気温との差	-0.1117	-0.339	0.115	
天候	「晴」	8.3625***	7.624	9.101
	「曇」	4.8688***	4.059	5.679
	「雨」	7.9341***	6.912	8.956
着席の有無	13.5450***	11.774	15.316	
乗車目的	「通勤・通学」	0.4887	-0.804	1.781
	「就職活動」	8.6911***	7.817	9.565
	「採用面接」	16.3097***	15.292	17.327
	「娯楽」	-4.3240***	-5.801	-2.847
	「帰宅」	-2.9139**	-5.801	-0.792
駅までの移動手段	「徒歩」	3.6830***	3.014	4.352
	「自転車」	7.8652***	6.948	8.782
	「車」	9.6172***	8.618	10.616
遅延の有無	-1.7587	-4.524	1.007	
乗車時間	-0.1477***	-0.180	-0.115	
乗換回数	3.1137***	2.126	4.101	
時間帯	「6 時以前」	-9.2655***	-12.356	-6.175
	「7 時」	0.0937	-1.162	1.350
	「8 時」	7.1991***	6.139	8.260
	「9 時」	9.7566***	8.641	10.872
	「10 時」	13.3815***	12.115	14.648
鉄道の種類	1.4608**	0.503	2.419	
定数	21.1653***	19.434	22.897	

R² : 0.635

Adj. R² : 0.632

*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

<被験者 A (オフピーク) >

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.1868***	0.163	0.211	
気温	0.3131***	0.232	0.394	
平均気温との差	-0.3104**	-0.488	-0.133	
天候	「晴」	11.6835***	10.755	12.613
	「曇」	8.3935***	7.572	9.215
	「雨」	9.4852***	8.492	10.479
着席の有無	14.3972***	13.385	15.409	
乗車目的	「通勤・通学」	0.6099	-0.370	1.589
	「就職活動」	8.4753***	7.643	9.307
	「採用面接」	16.9498***	16.028	17.871
	「娯楽」	3.5272***	2.486	4.568
	「帰宅」	-4.1080***	-5.033	-3.183
駅までの移動手段	「徒歩」	6.2329***	5.345	7.121
	「自転車」	10.8236***	9.486	12.161
	「車」	12.5058***	11.430	13.582
遅延の有無	-3.9507*	-7.075	-0.827	
乗車時間	-0.0494**	-0.078	-0.021	
乗換回数	-0.7165	-1.483	0.050	
鉄道の種類	0.2857	-0.518	1.090	
定数	29.5622***	27.633	31.492	

R² : 0.492

Adj. R² : 0.489

*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

<被験者 A (17 時～21 時以降)>

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.2587***	0.236	0.281	
気温	0.2990***	0.233	0.365	
平均気温との差	-0.8565***	-1.031	-0.682	
天候	「晴」	4.5634***	3.724	5.402
	「曇」	7.2185***	6.429	8.008
	「雨」	8.5666***	7.585	9.548
着席の有無	11.4026***	10.200	12.606	
乗車目的	「通勤・通学」	-3.0873***	-4.224	-1.950
	「就職活動」	5.0739***	4.265	5.883
	「採用面接」	16.2471***	14.947	17.548
	「娯楽」	-4.3240***	1.199	3.031
	「帰宅」	-2.9139	-5.801	-0.792
駅までの 移動手段	「徒歩」	11.8609***	10.720	13.001
	「車」	8.4876***	7.031	9.945
飲酒の有無	15.7783***	13.717	17.840	
乗車時間	-0.1693***	-0.190	-0.148	
乗換回数	2.7240***	2.053	3.395	
時間帯	「17 時」	6.4757***	5.750	7.201
	「18 時」	2.3431***	1.474	3.212
	「19 時」	-0.1944	-1.079	0.690
	「20 時」	5.4091***	4.452	6.366
	「21 時以降」	6.315***	5.309	7.322
鉄道の種類	1.4608*	0.503	2.419	
定数	20.3485***	18.689	22.897	

R² : 0.726

Adj. R² : 0.724

*p<. 05, **p<. 01, ***p<. 001

<被験者 B>

説明変数名	係数	97.5%信頼区間	
混雑率	0.0461**	0.012	0.080
気温	0.3109	-0.055	0.667
平均気温との差	-0.2824	-0.643	0.078
湿度	0.0150	-0.079	0.109
天候	「晴」	11.0882***	13.352
	「曇」	11.3155***	13.029
	「雨」	9.992***	12.569
着席の有無	4.2577***	2.814	5.701
乗車目的	「帰宅」	-5.8412***	-3.022
駅までの 移動手段	「徒歩」	7.6314***	11.210
	「自転車」	9.7197***	13.200
	「車」	15.0452***	21.437
乗車時間	-0.1187***	-0.175	-0.063
乗換回数	-0.0187	-1.469	1.431
時間帯	「9時」	2.5721	5.722
	「10時」	3.1708***	5.120
	「オフピーク」	5.0628***	7.374
	「17時」	5.5138***	7.918
	「18時」	5.1262***	7.624
	「19時」	3.7534**	6.785
	「20時」	7.1971	14.549
車内での活動	「スマートフォン」	14.7998***	16.837
	「PC」	13.5087	15.650
鉄道の種類	-0.3320	-2.114	1.450
定数	28.3085***	24.330	32.287
R ² : 0.455			
Adj. R ² : 0.433			

<被験者 C>

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.0842***	-0.168	-0.103	
平均気温との差	0.0522	-0.272	0.377	
湿度	0.3980	0.262	0.534	
天候	「晴」	-1.0786***	-3.035	0.877
	「曇」	7.2163***	6.386	8.046
	「雨」	3.4058***	1.845	4.966
着席の有無	10.5056***	9.580	11.431	
乗車目的	「帰宅」	-0.9622	-2.689	-0.764
駅までの 移動手段	「徒歩」	9.5435***	7.123	11.964
乗車時間	0.016***	-0.168	-0.103	
時間帯	「7時」	-0.9116	-3.472	1.648
	「8時」	1.4065**	0.328	2.485
	「9時」	4.1932***	3.350	5.036
	「10時」	5.8176***	3.533	8.103
	「21時」	-2.1816***	-4.077	-0.286
	「22時」	-1.6167**	-2.828	-0.405
	「23時」	2.8362***	1.581	4.091
鉄道の種類	-2.0413	-3.509	-0.574	
R ² : 0.854				
Adj. R ² : 0.847				

<被験者 D>

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.0230*	0.001	0.046	
気温	0.6240	0.336	0.912	
湿度	-0.2660	-0.384	-0.148	
天候	「晴」	16.3365***	13.829	18.844
	「曇」	17.9953***	15.276	20.715
	「雨」	24.8664***	19.660	30.073
着席の有無	5.6434***	3.962	7.325	
乗車目的	「帰宅」	-3.3007	-11.108	4.507
乗車時間	0.020***	-0.168	-0.103	
乗換回数	-2.4568**	-4.155	-0.759	
時間帯	「7時」	7.1830**	1.149	13.217
	「8時」	6.3965**	2.202	10.591
	「9時」	7.1184***	3.250	10.986
	「10時」	2.0001***	-2.416	6.416
	「18時」	7.4606***	3.535	11.387
	「19時」	6.5432**	1.869	11.218
	「20時」	7.2271***	2.098	12.356
「21時」	15.2692***	8.876	21.663	
遅延の有無	7.6230***	5.677	9.569	
鉄道の種類	-1.7724*	-5.149	1.604	
定数	59.1981***	50.675	67.721	
R ² : 0.379				
Adj. R ² : 0.360				

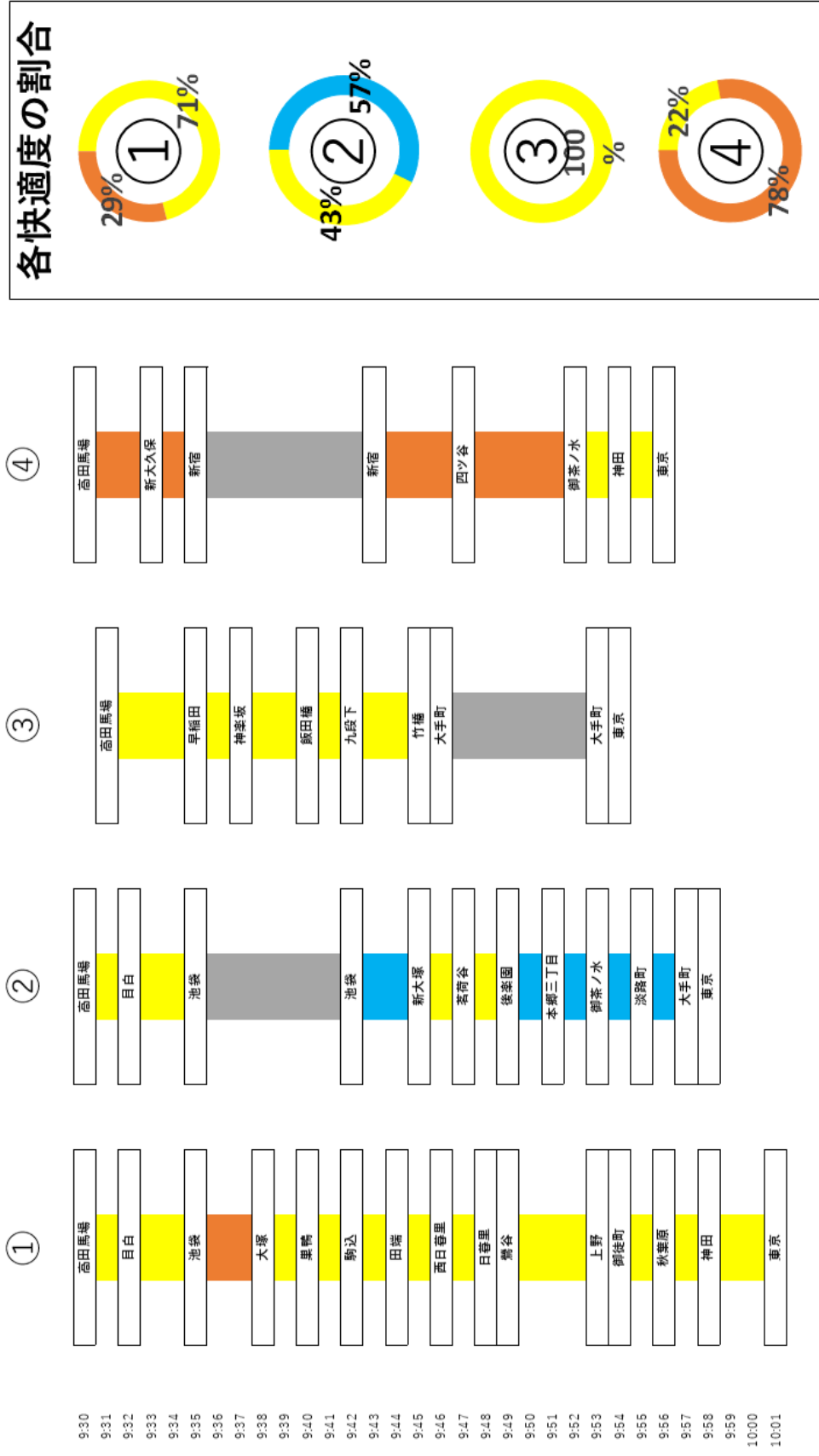
<被験者 E>

説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	0.0416****	0.023	0.060	
気温	-2.4720***	-3.517	-1.427	
平均気温との差	2.1643***	1.223	3.106	
湿度	0.2249***	0.165	0.285	
天候	「晴」	17.3282***	13.207	21.450
	「曇」	15.7644***	12.260	19.269
	「雨」	15.9006***	12.327	19.474
着席の有無	8.5447***	7.481	9.608	
乗車目的	「通勤」	16.6826***	12.427	20.938
	「営業」	10.7210***	6.726	14.716
	「娯楽」	21.5896***	17.947	25.233
	「帰宅」	1.3336	-0.878	3.545
乗車時間	-0.1118***	-0.151	-0.073	
乗換回数	1.1352*	-0.474	2.745	
時間帯	「6時以前」	-0.3213	-3.077	2.435
	「7時」	2.5033**	0.320	4.686
	「8時」	4.2777**	1.418	7.137
	「9時」	8.4856***	6.075	10.897
	「10時」	4.0190*	0.094	7.944
	「オフピーク」	5.9642***	3.885	8.044
	「17時」	6.9662***	4.162	9.770
	「18時」	14.2943***	10.519	18.069
	「20時」	1.2650	-0.769	3.288
「21時以降」	1.5393	-0.769	3.847	
遅延の有無	6.0541***	4.019	8.089	
鉄道の種類	4.8631***	2.969	6.757	
定数	48.9932***	38.004	59.982	
R ² :0.550				
Adj. R ² :0.539				

<被験者 F>

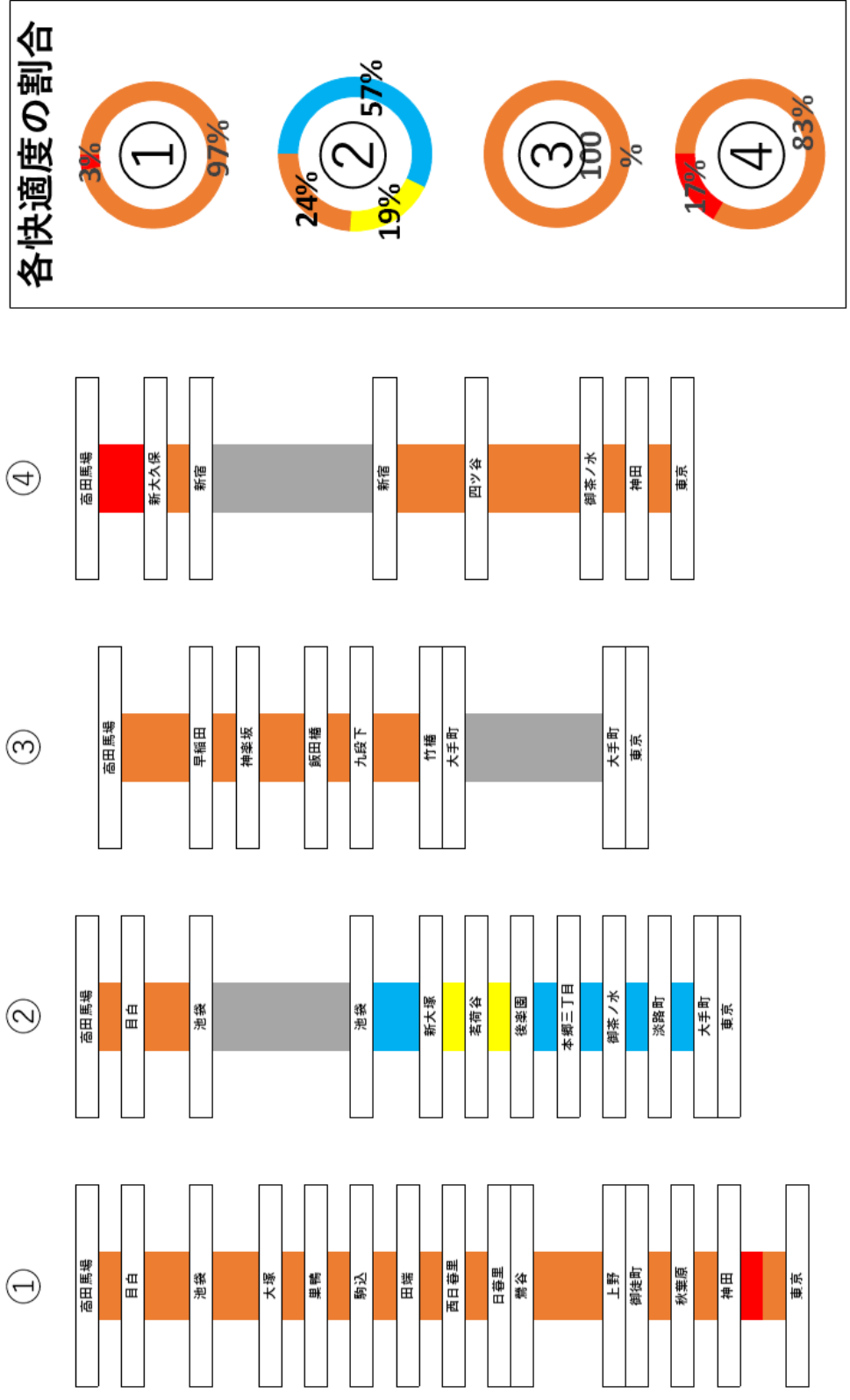
説明変数名	係数	97.5%信頼区間		
混雑率	-9.557e ⁻⁵	-0.020	0.020	
気温	-1.5973***	-2.092	-1.103	
平均気温との差	1.2815***	0.776	1.787	
湿度	-0.1070*	-0.205	-0.009	
天候	「晴」	16.9087***	14.796	19.021
	「曇」	17.1552***	14.990	19.321
	「雨」	15.7812***	13.568	17.995
着席の有無	8.1280***	7.188	9.068	
乗車目的	「通勤」	14.6743***	12.174	17.175
	「営業」	20.1450***	18.131	22.159
	「娯楽」	15.0257***	13.387	16.664
	「帰宅」	2.1468*	0.230	4.063
乗車時間	-0.2277***	-0.271	-0.184	
乗換回数	2.0393**	0.887	3.192	
時間帯	「8時」	7.7259***	6.135	9.317
	「9時」	9.5792***	7.909	11.249
	「10時」	5.7402***	2.850	8.630
	「オフピーク」	14.6780***	13.095	16.261
	「17時」	6.6175***	4.832	8.403
	「19時」	5.5044***	2.572	8.437
鉄道の種類	5.6393***	3.153	8.125	
車内での活動	「スマートフォン」	16.5363***	14.673	18.399
	「なにもしない」	15.8527***	13.695	18.010
	「睡眠」	17.4561***	14.673	20.239
定数	49.8450***	44.183	55.507	
R ² :0.755				
Adj. R ² :0.746				

各被験者の各路線区間における快適度とその割合

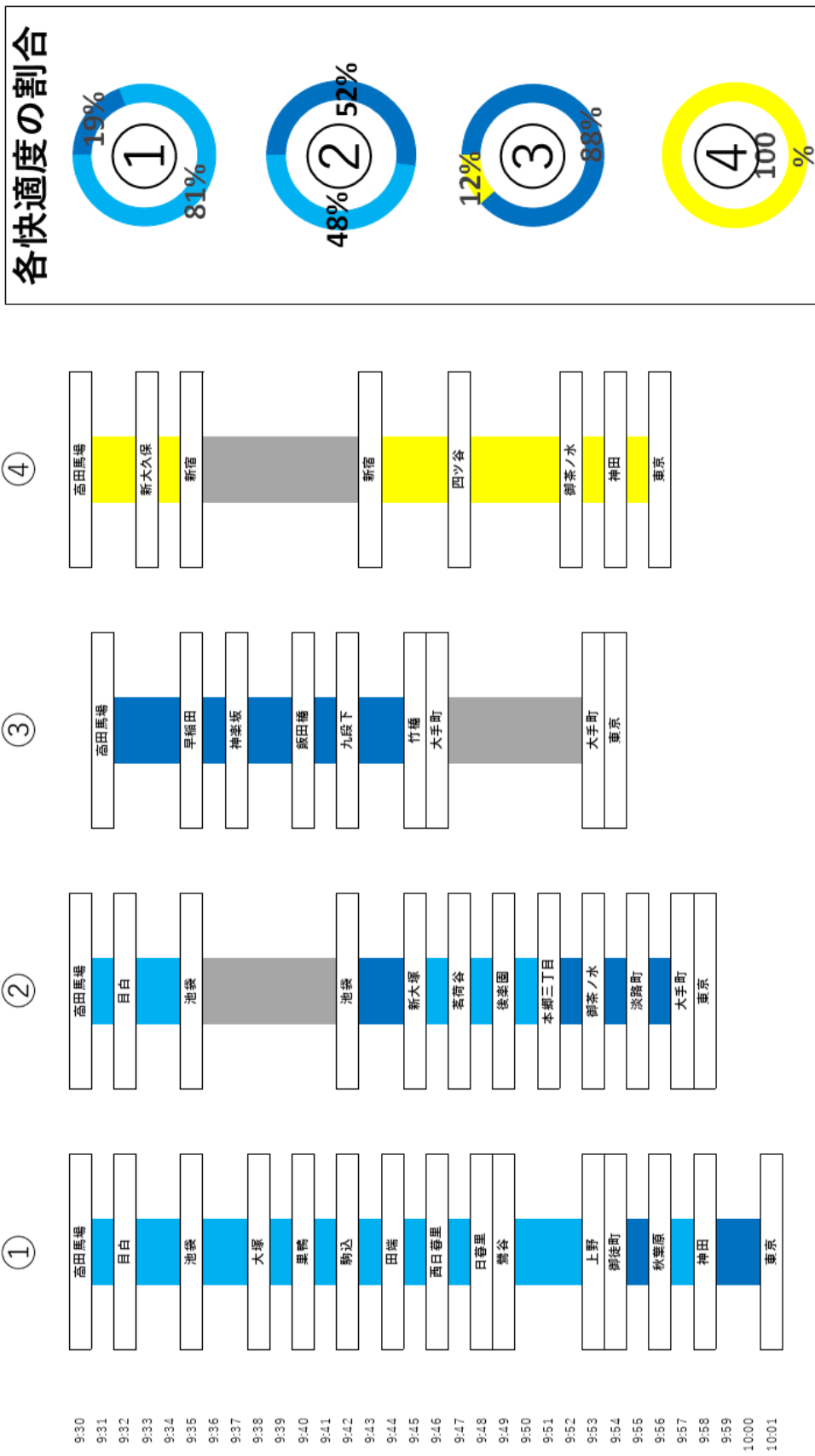


被験者 A

9:30
9:31
9:32
9:33
9:34
9:35
9:36
9:37
9:38
9:39
9:40
9:41
9:42
9:43
9:44
9:45
9:46
9:47
9:48
9:49
9:50
9:51
9:52
9:53
9:54
9:55
9:56
9:57
9:58
9:59
10:00
10:01

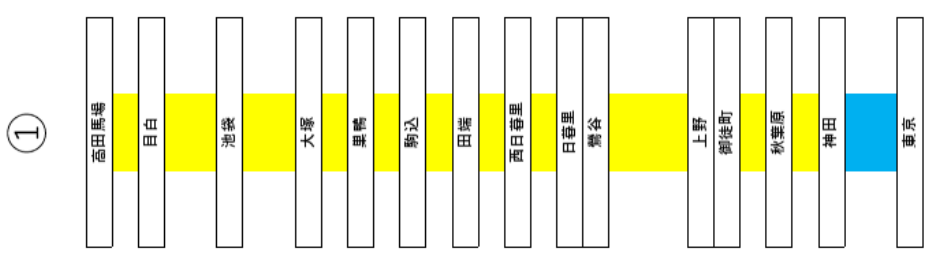
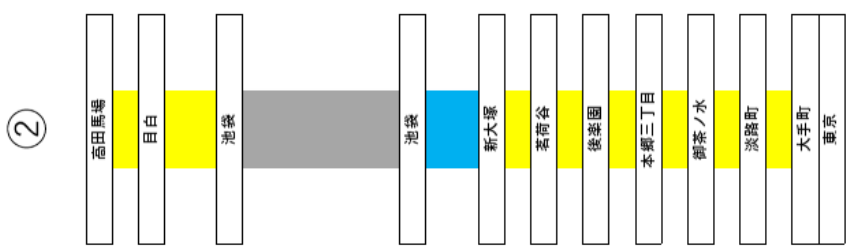
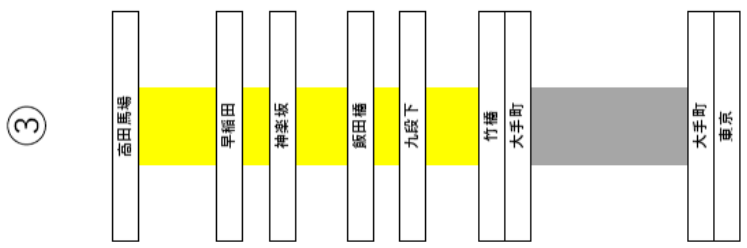
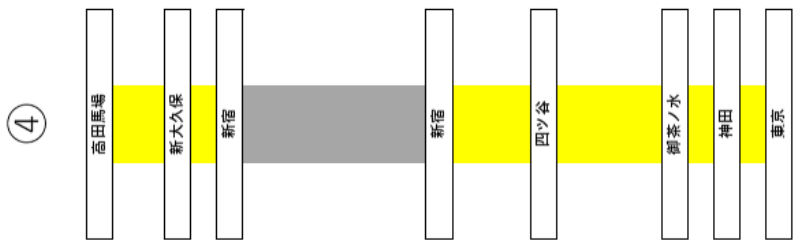


被験者 B



被験者 C

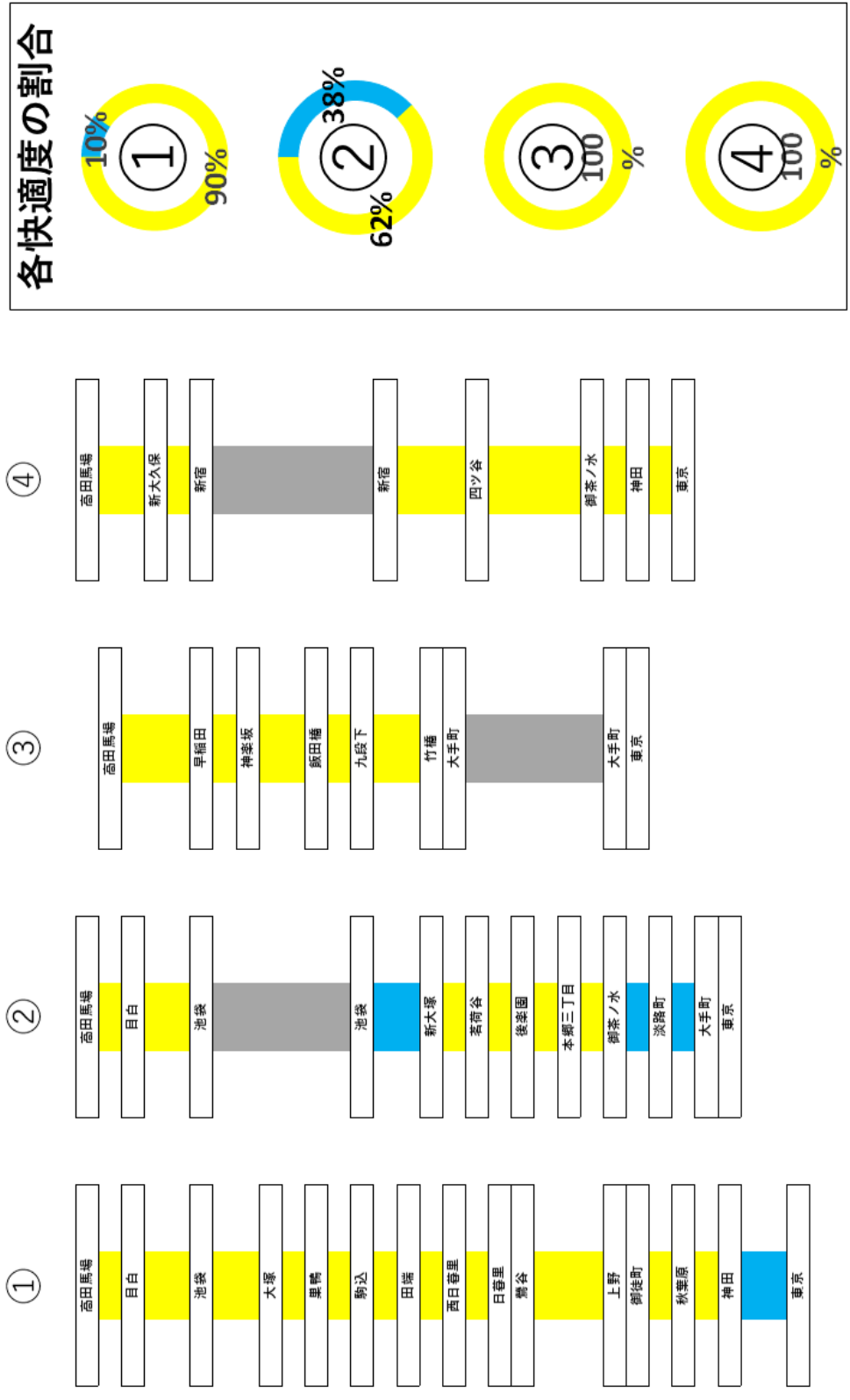
各快適度の割合



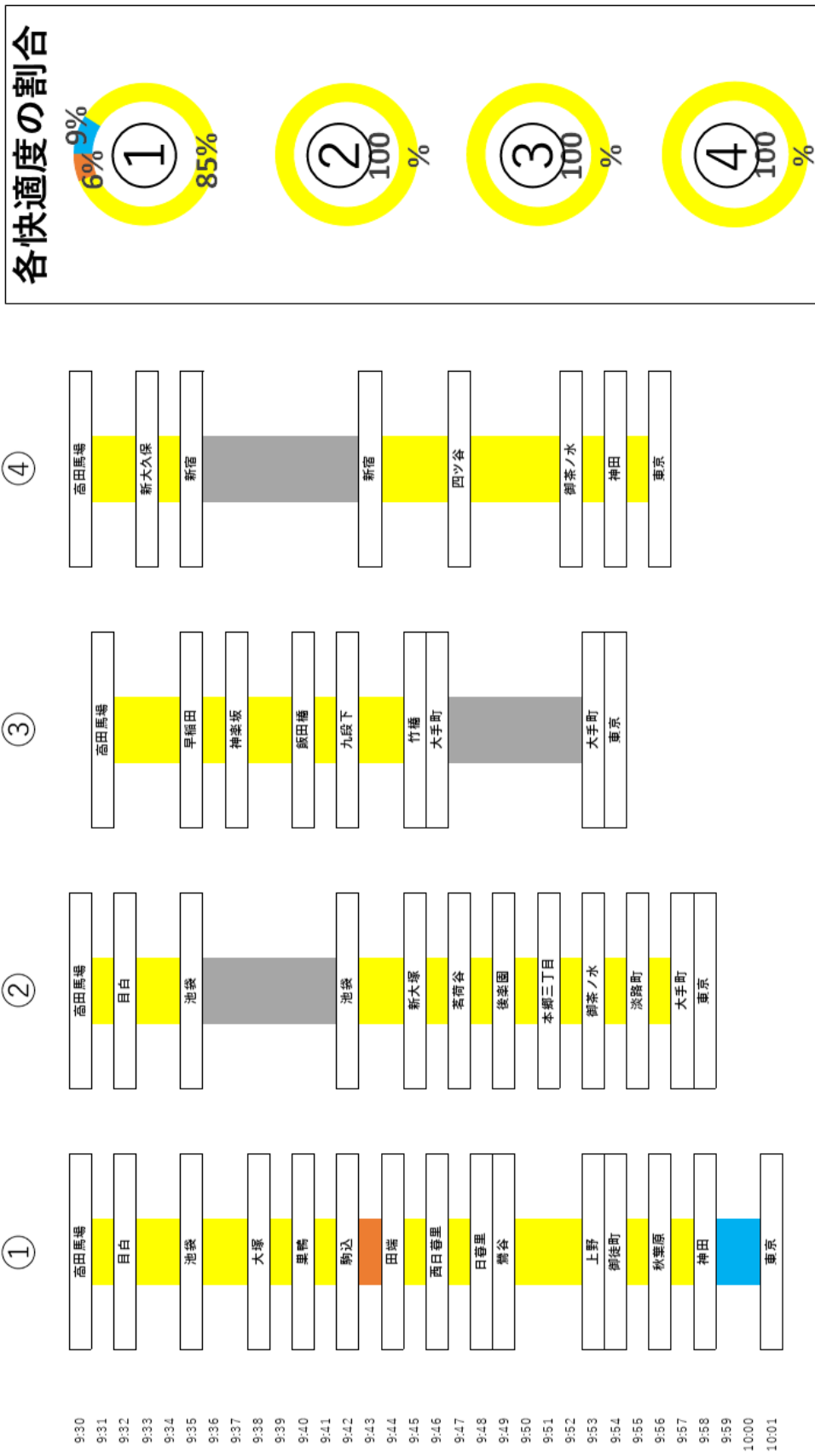
9:30
9:31
9:32
9:33
9:34
9:35
9:36
9:37
9:38
9:39
9:40
9:41
9:42
9:43
9:44
9:45
9:46
9:47
9:48
9:49
9:50
9:51
9:52
9:53
9:54
9:55
9:56
9:57
9:58
9:59
10:00
10:01

被験者 D

9:30
9:31
9:32
9:33
9:34
9:35
9:36
9:37
9:38
9:39
9:40
9:41
9:42
9:43
9:44
9:45
9:46
9:47
9:48
9:49
9:50
9:51
9:52
9:53
9:54
9:55
9:56
9:57
9:58
9:59
10:00
10:01



被験者 E



被験者 F