

Title	[課題研究報告書]インソールセンサによるリップスティックユーザの動作特徴抽出とリップスティック滑走技能学習支援
Author(s)	趙, 珏鑒
Citation	
Issue Date	2022-09
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/18040
Rights	
Description	Supervisor:金井 秀明, 先端科学技術研究科, 修士(知識科学)

修士課題研究

インソールセンサによるリップスティックユーザの動作特徴抽出とリップスティック滑走技能学習支援

ZHAOJUEJIAN

主指導教員 金井 秀明

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(知識科学)

令和4年9月

Abstract

The purpose of this study is to analyze the changes in the user's foot pressure while skating on the Rip-stick, and to analyze the standard of posture and movement of different users. By analyzing the data and experience gained, the study aims to provide guidance for beginners to learn how to skate on the Rip-stick.

In this study, three courses were designed to test and record the skating data of users of different levels. Course 1, Course O, and Course S. They test the users' basic skating ability, basic turning ability and continuous turning ability respectively. It was hoped that these three routes would be used to obtain data that would distinguish novices from experts. A total of ten volunteers were recruited to complete the test, and 10, 5 and 5 sets of data were collected on the three courses respectively.

By capturing the pressure output from the bottom of the user's feet while skating, the pressure is combined with time to generate a time domain graph of the user's pressure changes while skating. The time domain pressure data is then analyzed through Fourier variation to analyze the user's movement and stability while skating. In the end, more adequate skating data and conclusions were obtained in group 1. In group O, because the overall course overlap with group 1, there was little difference in the resolution of the frequency domain maps, and only a relatively simple conclusion was obtained. Group S, on the other hand, did not end up with valid, informative conclusions because the collected data were less suitable for Fourier transform analysis.

At this stage, due to the limitations of time, volunteers, and analysis methods, there are still many imperfections and poor considerations in this study's experiment. In the future, we need to design more targeted routes to test the gliding data under different conditions. In addition, only one method, the Fourier transform, was used to analyze all the data. In the future, more different analysis methods are needed to analyze the corresponding data in order to get the most ideal results.

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究概要	1
1.2	研究背景	1
1.2.1	リップスティックの要件	1
1.2.2	リップスティックとは？	2
1.2.3	インソールセンサーとは？	3
第2章	研究目的	5
第3章	先行研究	6
3.1	荷重移動の提示による技能学習に関する研究	6
3.1.1	スキー初学者のための荷重移動の提示によるスキー 技能学習支援：『内面化可能 AI』の実現に向けた初 期的試み	6
3.2	insole センサーを用いて運動に関する研究	7
3.2.1	Classifying hazardous movements and loads dur- ing manual materials handling using accelerometers and instrumented insoles	7
3.2.2	Empirical Study on Human Movement Classifica- tion Using Insole Footwear Sensor System and Ma- chine Learning	8
第4章	実験設計	9
4.1	コースの設計	9
4.2	データ分析の想定	10
4.3	人数と場所	10
第5章	実験データの解析	11
5.1	データの読み方	11

5.2	1 グループ	14
5.2.1	分類	14
5.2.2	熟練者グループの分析	15
5.2.3	未熟者グループの分析	22
5.2.4	判断できないグループ	25
5.2.5	許容誤差	28
5.3	O グループ	28
5.3.1	代表データの分析	32
5.4	S グループ	34
第 6 章	結論	39
6.1	概要	39
6.2	熟練者へのインタビュー	39
6.3	初心者へのアドバイス	39
第 7 章	考察	41
7.1	誤差原因分析	41
第 8 章	まとめと展望	42
8.1	まとめ	42
8.2	今後の展望	42

目 次

1.1	リップスティック正面	2
1.2	リップスティック裏面	3
1.3	Open go insole sensor のイメージ	3
1.4	Open go スマホ UI	4
1.5	Open go UI on PC	4
3.1	Condition of the users while using the system	6
3.2	荷重移動の実験	7
3.3	Image of the insole sensor system	8
4.1	S group のイメージ	9
4.2	実験場所の地面	10
5.1	Z の滑走データ	11
5.2	A の滑走データ	12
5.3	L の滑走データ	12
5.4	Front and back Parts	13
5.5	1 グループ全員のデータ	14
5.6	A のバックエリアデータ	15
5.7	A のフロントエリアデータ	16
5.8	L のバックエリアデータ	17
5.9	L のフロントエリアデータ	17
5.10	W のバックエリアデータ	18
5.11	W のフロントエリアデータ	19
5.12	X のバックエリアデータ	19
5.13	X のフロントエリアデータ	20
5.14	Z のバックエリアデータ	21
5.15	Z のフロントエリアデータ	21
5.16	G の全足データ	22

5.17 TN の全足データ	23
5.18 Wgoofy の全足データ	24
5.19 TC のバックエリアデータ	25
5.20 TC のフロントエリアデータ	26
5.21 J のバックエリアデータ	27
5.22 J のフロントエリアデータ	27
5.23 A の後ろ足データ	29
5.24 A の前足データ	29
5.25 L の後ろ足データ	29
5.26 L の前足データ	30
5.27 T の後ろ足データ	30
5.28 T の前足データ	30
5.29 X の後ろ足データ	31
5.30 X の前足データ	31
5.31 Z の後ろ足データ	31
5.32 Z の前足データ	32
5.33 Z の後ろ足データフーリエ変換結果	32
5.34 Z の回りフーリエ変換結果	33
5.35 右へ回る時後ろから見るイメージ	34
5.36 右へ回る時後ろから見るイメージ	35
5.37 A のフーリエ変換結果	35
5.38 L のフーリエ変換結果	36
5.39 W のフーリエ変換結果	36
5.40 X のフーリエ変換結果	37
5.41 Z のフーリエ変換結果	37
6.1 理想的な滑走の動き	40

第1章 はじめに

本章では、研究の背景となるリップスティックについて述べる。つづいて、研究に使うツールを紹介する。

1.1 研究概要

本研究では、リップスティックで滑走をする際のユーザーの足の力と動きをインソールセンサーで検出し、ユーザーの滑走動作の標準を分析し、データを解析してパターンをまとめ、リップスティックの学習に役立つ支援を提供することを目的とする。

1.2 研究背景

1.2.1 リップスティックの要件

スケートボードは、その発明以来、統計が示すように人気がある。2020年には、米国のスケートボーダー人口は887万人に達すると言われており、世界各国では、地域の公共施設を守ることが主な目的だが、政府が各都市に多くのスケートパークを建設し、スケートボードの正規化を進めることで、より多くの新参者を呼び込むことになる。[1]。スケートボードの一分野として、リップスティックも人気を博しており、以前の調査では、実際の学生はリップスティックに興味を持ち、学校を休みたがらないという結果が出ていた[2]。本研究では、インソールセンサーを用いて、リップスティックを滑走するとき使用者のレベル別の足の圧力変化を調査し、リップスティックの正しい使用方法を調査・分析し、リップスティック使用基準の確立とリップスティック学習支援に役立つを目的にする。

1.2.2 リップスティックとは？

リップスティックとは、人力による二輪の陸上乗り物のことである。別名はJ-board、RipStik（ripstick、rip-stickと表記されることもある）で、いずれも市販のブランドに由来する。リップスティックは、「デッキ」と呼ばれる2つの狭いプラットフォームを、通常はゴムでコーティングされた金属製の梁に強力なバネを内蔵したトーションバーで結合したものである。各デッキにはポリウレタン製の車輪が1つずつ、それぞれの車輪が独立して操舵できるようにキャスターが取り付けられており、それぞれのキャスターは垂直から約30度後ろに傾いた操舵軸を持つ。(図)。



図 1.1: リップスティック正面



図 1.2: リップスティック裏面

1.2.3 インソールセンサーとは？

本研究では、16 個の圧力センサーと 3 個のジャイロセンサーを内蔵し、足のほぼすべての動きを正確に検出できるインソール型の無線伝送式リアルタイム計測センサー「Open Go Insole sensor」を使用した。インソールは、使用者足の大きさに合わせて、さまざまなサイズが用意されている。



図 1.3: Open go insole sensor のイメージ

また、Opengo は Bluetooth で接続された携帯電話と連携し、リアルタイムで圧力情報を収集・記録し、さらに PC で解析ソフトを利用することも可能である。そのアプリは、センサーからの記録データと対応する映像（識別用の QR コードを含む）を取り込むだけで、記録データと映像を同期させることができ、ユーザーの行動と関連付けた分析が容易に行える。同時に、記録されたデータからデータ分析レポートを作成したり、ソースデータを txt 形式でエクスポートすることも可能だ。今回の研究では、このソフトを使って、参加者の行動とその時間を記録・観察する。記録したデータをエクスポートして個別に分析する。

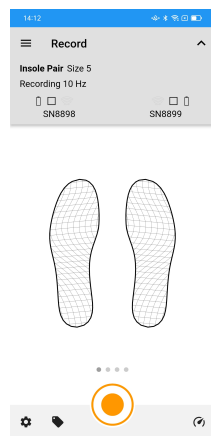


図 1.4: Open go スマホ UI

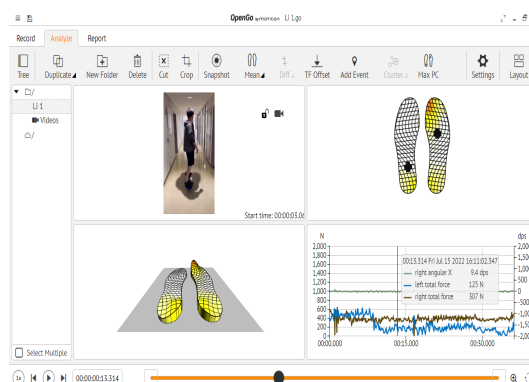


図 1.5: Open go UI on PC

第2章 研究目的

リップスティックとはスケートボードに似たボードの裏の前後に1輪車輪がついた移動器具である。ユーザは体を捻りながら滑走するため、適切に両足の重心と保ちながら捻り動作をする必要がある。本研究ではインソールセンサを使用して滑走中のユーザの両足の重心や荷重移動のデータを収集し、初心者と熟練者の動作特徴を抽出し、リップスティック滑走技能学習支援を試みる。本研究では、ユーザの動作データの収集、収集データを分析し、初心者と熟練者の違いを明らかにする。その相違に基づいて、初心者が滑走を向上させるための学習要素の整理を試みる。

第3章 先行研究

3.1 荷重移動の提示による技能学習に関する研究

3.1.1 スキー初学者のための荷重移動の提示によるスキー技能学習支援：『内面化可能 AI』の実現に向けた初期的試み

この研究では、スキー初心者の育成を目的としたバーチャルリアリティ学習支援システムを提案する [3]。先行研究では、ディープラーニングを用いて、上級者と初心者の体重移動の動きとスキーの姿勢の違いを抽出した。その結果、体重移動は姿勢よりも重要な特徴であることがわかりました。そこで、体重移動の技術を支援することに注目しました。支援システムは、現在の体重移動の状態をリアルタイムにユーザにフィードバックする。提案手法の有効性を検証するために、ユーザのスキーの習熟度を評価基準とした実験を行った。その結果、提案手法により体重移動技術の習得が促進されることが確認された。

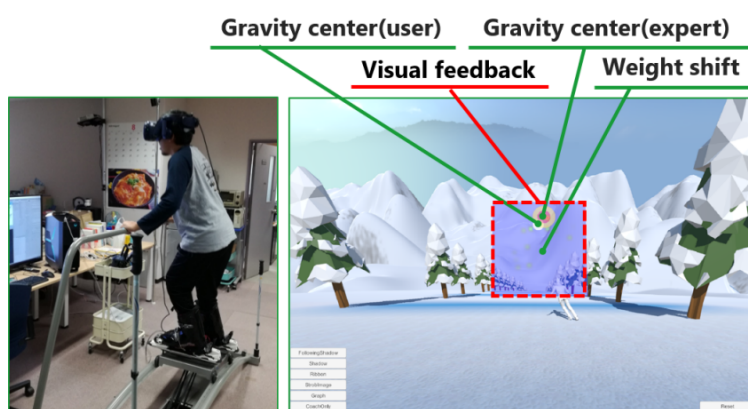


図 3.1: Condition of the users while using the system

3.2 insole センサーを用いて運動に関する研究

3.2.1 Classifying hazardous movements and loads during manual materials handling using accelerometers and instrumented insoles

この研究は、最小限の侵入性を持つ計測器付きインソールと胸部装着型加速度計を用いて MMH 作業を検出・分類する機械学習アルゴリズムを発表する [4]。6 名の参加者が、立位、歩行、持ち上げ／下げ、持ち運び、左右の荷重移動 (5.7kg と 12.5kg)、押し／引きの作業を行った。胸部加速度計の有無にかかわらず、荷物の持ち上げや運搬、危険な行動（前かがみ、過伸展、ぎくしゃくした持ち上げ）は、平均 85.3 %/81.5 % の精度で検出されました。提案システムは、MMH 中の継続的な曝露評価を可能にし、曝露推定による職場の安全性を高めるために使用できる分析的风险評価モデルに使用するための客観的データを提供するものである。

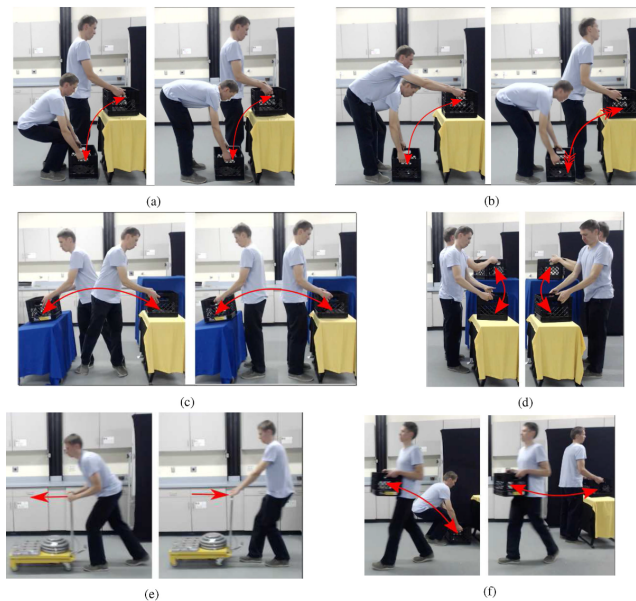


図 3.2: 荷重移動の実験

3.2.2 Empirical Study on Human Movement Classification Using Insole Footwear Sensor System and Machine Learning

この論文では、歩行、左右の前かがみ、台車を引く、しゃがむ、階段を降りる、昇る、走る、転ぶ（前、後、右、左）など、人がよく使う 13 の動作を検出するために、靴の中敷きに組み込まれた足底圧力センサシステム（P2S2）を紹介する [5]。6 個の感圧抵抗器（FSR）センサーをインソールの重要な圧力ポイントに配置し、様々な動作における圧力変化の電氣的サインを捕らえました。合計 34 名の成人参加者が P2S2 を使用してテストを行いました。圧力データは、主成分分析（PCA）を用いて収集・処理され、k-NN、ニューラルネットワーク、サポートベクターマシン（SVM）などの複数の機械学習（ML）アルゴリズムに入力された。ML モデルは、4 重クロスバリデーションを用いて学習された。それぞれのフォールドは、被験者のデータを他のフォールドから独立させた。このモデルは 86 % の精度で有効であることが証明され、靴に組み込まれた P2S2 を用いた人間の動作の予測に有望な結果を示した。

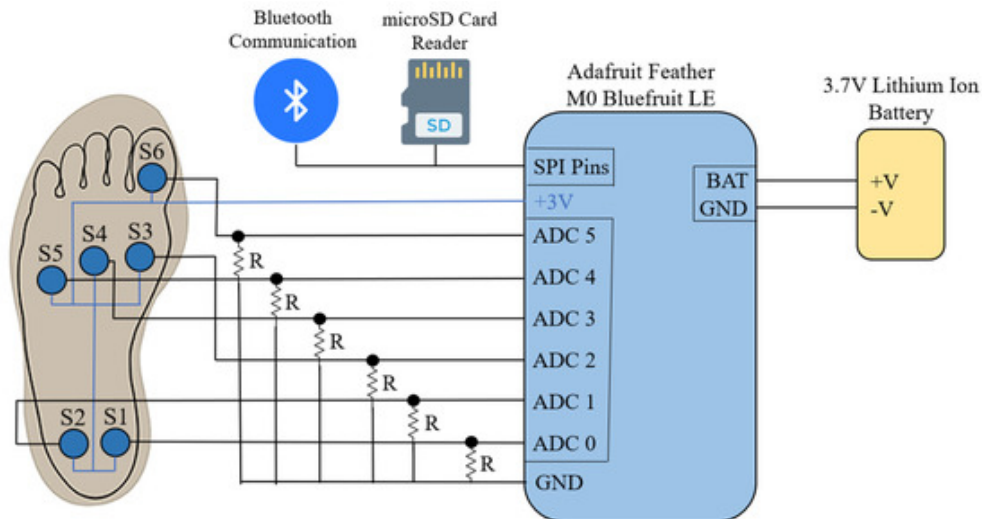


図 3.3: Image of the insole sensor system

第4章 実験設計

4.1 コースの設計

まず、人の習熟度の違いを研究するためには、習熟と未熟を判断・区別する基準が必要である。本研究では、リップスティック滑走テストを簡単なものから難しいものまで3つの難易度に分け、直線グループ、Oグループ、Sグループに分ける。・直線グループは、最も基本的な滑走を行い、約30～40メートルの距離で直進を維持する能力をテストするものである。このテストをクリアできた人のデータのみが有効なデータとして定義する。リップスティックは正しい動きを繰り返さないとスムーズに滑れないため、最初と最後の不安定なデータを破棄し、途中のピークとミニマムの規則性を調べることで、ユーザーの滑走レベルを判定する。

- ・Oグループは、直線滑走をベースに左右のターンを行うもので、直線滑走に比べ、ターンは全身の協調性を保つ必要があり、足と腰の協調性が求められるので、初心者には難しいかもしれません。

- ・一番上位のグループはSグループで、コースの途中にいくつかのミニカラーコーンを設置し、その周りを高速でS字に滑りながら回るというもので、ユーザーの総合的なコーディネーション能力が試されるコースである。

Sグループでは、約1m間隔の障害物が設置されている。それはリップスティックの最小回転径が約1m小さくなることからだ。この設定により、不連続なスローターンではなく、障害物を通過する連続ターンだけを選択できるようになり、被験者の連続ターン能力をより正確にテストすることができるようになった。



図 4.1: S group のイメージ

全てのコースは、被験者ができるだけ均等な速度で滑走を完了させることが求められる。

4.2 データ分析の想定

前の二つのグループはユーザーデータを収集し、初心者として力を出す共通点と上級者の共通点を分析し、両者の違いを比較する。最後のSグループでは、コースを完成させることができた人のデータを分析し、連続ターンで力をだす場合とOグループのシングルターンでパワーアップした場合の共通点と相違点を比較検討する。データを分析した後、初心者に正しい力を出す方法を伝え、滑走が改善されたかどうかを分析する。リップスティック滑走技能を向上する学習要素の整理を試みる。

4.3 人数と場所

本研究では、10名程度の参加者を集め、三つのサイズのインソールを用意して、それぞれができるだけ多くのデータを収集し、誤差が生じないように設計する。また、会場は地面や環境要因による誤差を減らすために、体育館や同じレベルの室内平面を選択する。Moticon Sensor insoleと付属のソフトをベースにしたデータ検出・解析する。

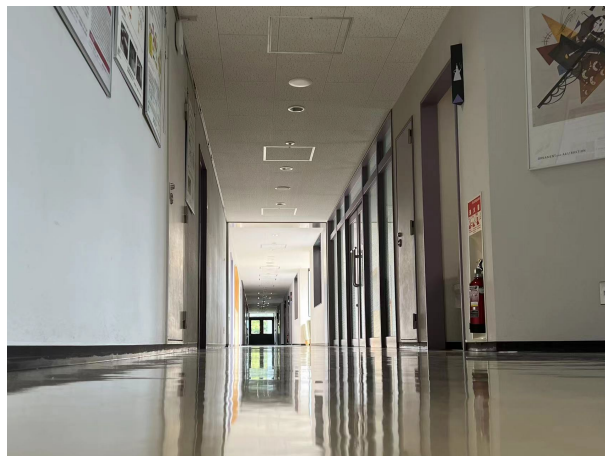


図 4.2: 実験場所の地面

第5章 実験データの解析

5.1 データの読み方

まず、このインソールセンサーは、前述の通り、足裏全体に 16 種類の圧力センサーが配置されている。数ある圧力センサーの中で、どれが基準値となるのかが、まず検討すべき問題である。

そこで、ここではまず、直線的な滑走で良好な結果を得た 3 組のデータを参考として選択する。

なぜ直線グループを選ぶのか？ 直線的な滑走では、ボードと足の変化は理論的には一定の繰り返しで規則的、つまりより規則的に変化する波形が出力されるはずだからで、実際この 3 組の圧力変化、下図のようになる。



図 5.1: Z の滑走データ

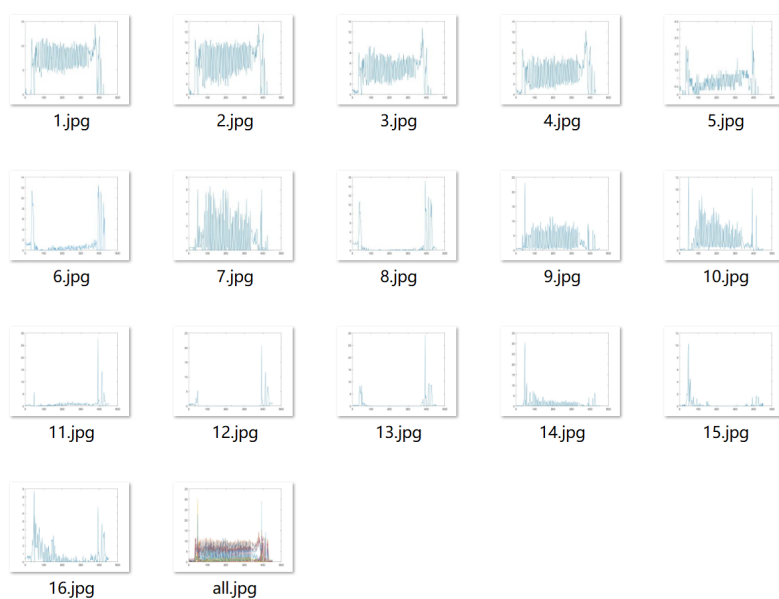


図 5.2: A の滑走データ



図 5.3: L の滑走データ

全体的に圧力の出力が規則正しくなっていることがよくわかる。しかし、同じ位置にある圧力センサーが取ったデータは、必ずしも近接した

位置で変化するわけではないことも理解できる。これは、被験者の靴の形状がそれぞれ異なるため、靴の中に入れたときにインソールセンサーが同じ状態で現れないためと推測される。同様に、被験者の立ち姿勢や足の使い方の癖も、足底の圧力分布に偏りを生じさせる。そのため、例えば2人の被験者が全く同じ位置に立ったり動いたりしても、同じ位置のセンサーが収集したデータはかなり異なる場合がある。圧力センサーが受信したデータを分析する場合、1つの圧力センサーが収集したデータ同士を比較するだけでは、十分な参考にはならないと判断する。今回は、取ったデータの観測解析と被験者へのインタビューから考えて、足全体として参考比較するために、足裏後方側に分布するセンサー1,2,3,4と、足裏前方側に分布するセンサー14、15、16の2箇所に分けて、データを合わせて分析することにした。収集したデータは、足のバックエリアの力、足のフロントエリアの力をそれぞれ参照するために使用する。センサーは0.1秒単位でデータを収集する。圧力単位はN/cm。

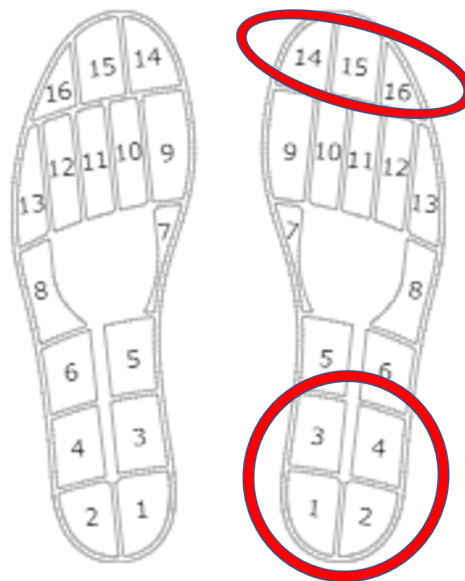


図 5.4: Front and back Parts

5.2 1グループ

5.2.1 分類

まず、このグループには10人のデータがあり、そのうちの1人がGoofy. まず、左右の足の総合的な圧力図のと経験者へのインタビューから、直線的な滑走では、主に後ろ足が滑走中の能動的な参加足として使われ、前足はバランス保持と受動的な参加として使われると結論づけることができる。そこで、本研究では、滑走の参考として、主に後足部の力の変化を研究している。まずは10人分の滑走データをまとめて、実験中に観察したり、データを見たりすることで、未熟者、熟練者と判断できないの3グループに大別することにする。この分類の根拠は何だったのでしょうか？リップスティックの滑走の仕方や熟練者へのインタビューから予想されるように、均一な滑走時の圧力変化の傾向も均一、つまり規則的であること。そこでまず、肉眼で規則正しく見えるものを熟練、不規則に見えるものを不熟練と分け、判断できないものを判断できないとまとめておく。3つのグループに分類できたら、次の分析ステップに進む。

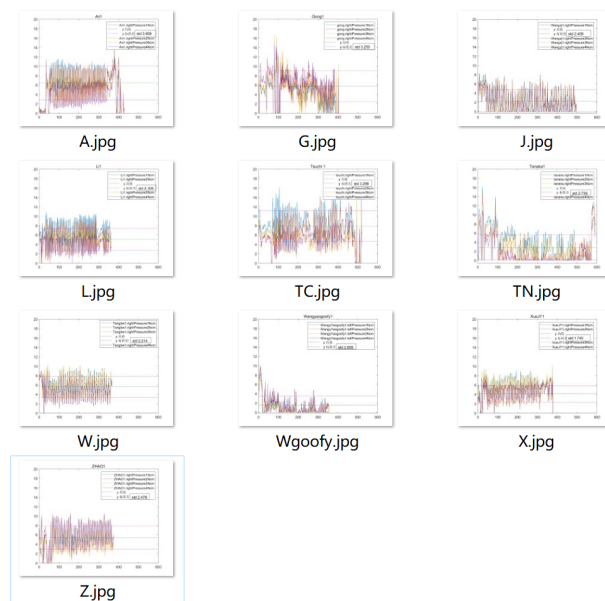


図 5.5: 1 グループ全員のデータ

図から分けた三つのグループはそれぞれ以下の通りである。
熟練者グループ：A、L、W、X、Z。

未熟者グループ：G、TN、Wgoofy。

判断できないグループ：TC、J。

このステップでは、まず、圧力変動のグラフを見ることで、圧力変動が時間領域で連続した非周期性の波状データであることがわかるので、本研究ではその解析にフーリエ変換 [6] を用いることにする。また、データを見ると、最初と最後に大きな変動があることがわかり、誤差を避けるために、今回は中間の 10～30 秒に出力されたデータを選んで解析する。

5.2.2 熟練者グループの分析

まず熟練者の場合、この研究では、フロントエリアとバックエリアの 3 + 4 で計 7 個の圧力センサーで収集したデータを変換し、その結果を順次解析する。

(1)A: この受験者のバックエリアの圧力データ変化した結果は以下のようだ：

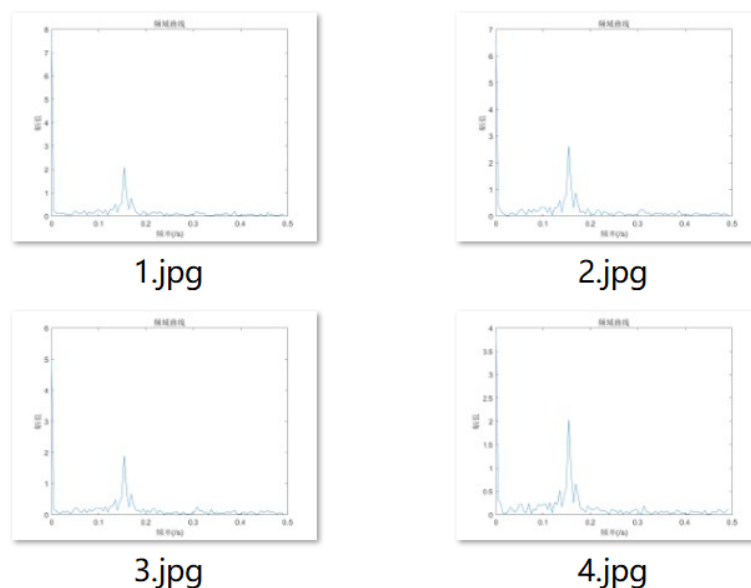


図 5.6: A のバックエリアデータ

A の変形した結果からわかるように、A の後ろ足の 4 つのセンサーは、グラフからわかるように、4 つのセンサーとも 1 つの振動ピークに収束

し、0.15 秒程度に 1 回周波数が発生していることから、A の後ろ足のバックエリアはより均一な可動域を持っていると判断できる。

この結果を参考に、A のフロントエリアの 3 つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

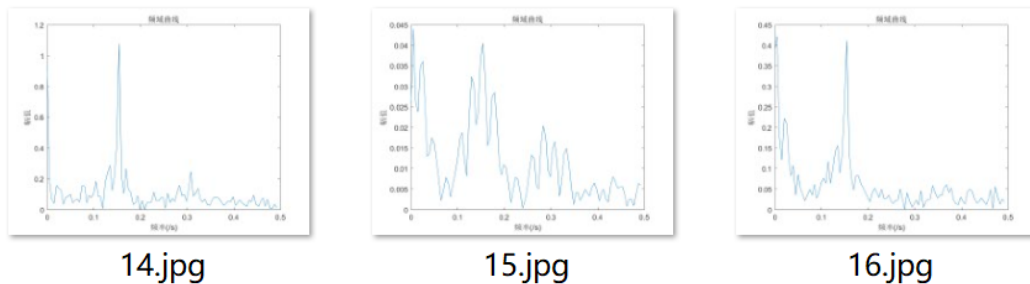


図 5.7: A のフロントエリアデータ

上のグラフからわかるように、A のフロントエリアのセンサー 14、16 は、バックエリアと同じ周波数で、バックエリアよりもずっと小さな振幅で安定した振動をしており、これは、足の前半は主に受動的に滑走に関わるため、圧力出力は後半よりもずっと小さくなるという本セクション冒頭の推論と一致する。センサー 15 で発生した、より不規則な振幅については、現在、本研究では許容誤差に分類されており、このセクションの最後で一体的に議論する。

まとめると、A はこの直線グループにおいて比較的良好な滑走を示し、足の前部と後部の両方の領域の可動域が非常に安定しており、優秀な熟練者と認定することができる。

(2)L: この受験者のバックエリアの圧力データ変化した結果は以下のようだ：

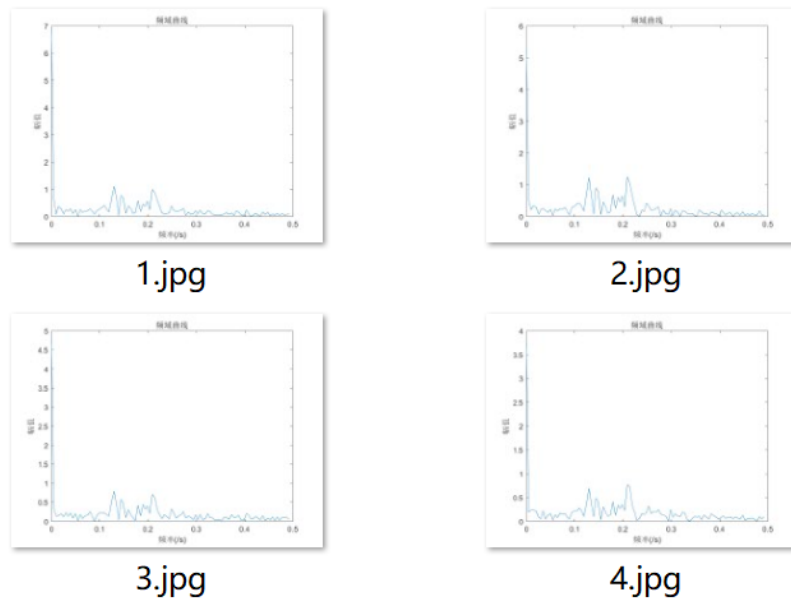


図 5.8: L のバックエリアデータ

変化した結果の周波数領域プロットからわかるように、Lの後足のバックエリアの振動数も比較的安定していると考えられるが、Aと比べて2～3個のピークがあり、これはLの滑走がAに比べて安定していないようで、途中に余計なジッターが発生していたが、全体としては比較的安定とはいえる。4つのセンサーとも周波数0.1秒から0.2秒前後で変動している。

この結果を参考に、Lのフロントエリアの3つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

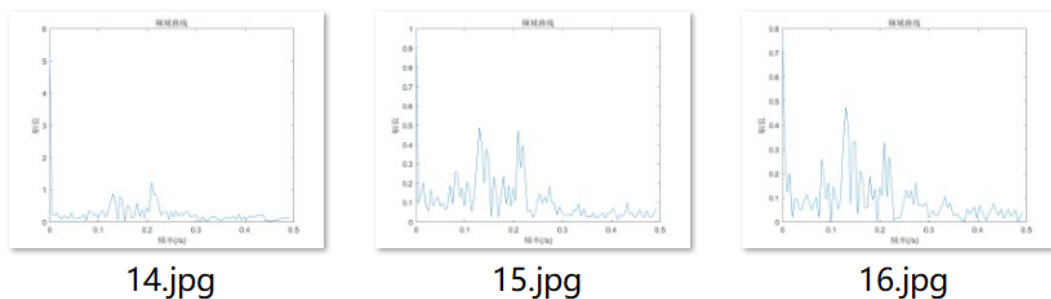


図 5.9: L のフロントエリアデータ

上のグラフからわかるように、Lのフロントエリアはバックエリアと同じような振動数になっていたが、バックエリアよりも雑な振動になっています。振動の振幅も予想通りバックエリアは半分以下になり、Lはセンサー 15、16 でスプリース振動が多くなっている。

まとめると、Lさんの直線グループは比較的安定滑走したが、若干の余計な振動があり、全体としてはまだ熟練と言える。

(3)W: この受験者のバックエリアの圧力データ変化した結果は以下のようだ：

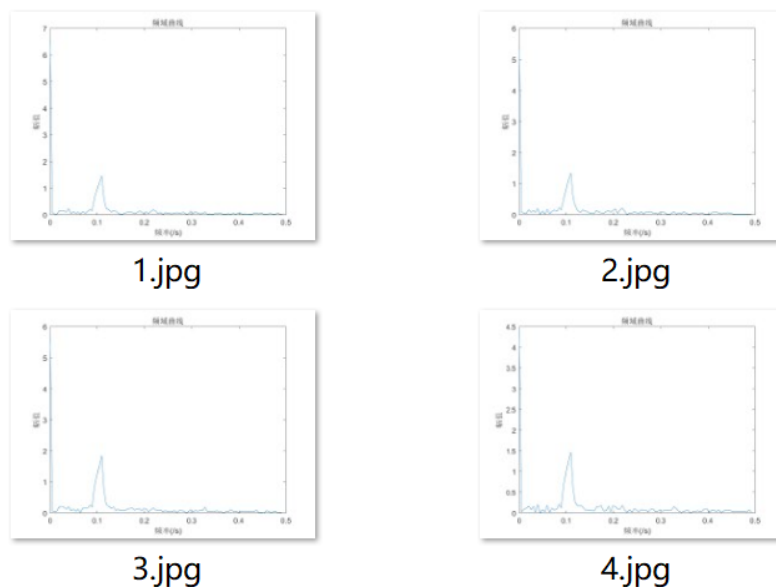


図 5.10: W のバックエリアデータ

変化後の周波数領域プロットからわかるように、Wのバックエリアの4つのセンサーが受ける圧力変化振動は、すべて唯一のピークに向かう傾向があり、その周波数は約0.1秒で、Wの結果振動が非常に速く安定し、バックエリアの動作振幅がとても均一であることがわかる。

この結果を参考して、Wのフロントエリアの3つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

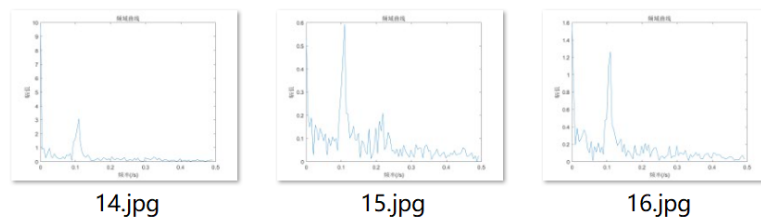


図 5.11: W のフロントエリアデータ

上のグラフからわかるように、W フロントエリアの変化は、バックエリアに比べてやや複雑で、センサー 14 が拾う圧力変化は、バックエリアに比べて全体としては完全に振動の形に近いと言えるが、振幅が大きくなった、先の予測とは逆の結果になっていることがわかる。この結果の理由は、滑走中に被験者が早く走行できるように、リップスティックをリセットために親指部分にある程度のアクティブな力が加わっていた可能性もあるし、単に許容誤差であった可能性もある。センサー 15 と 16 の結果は、おおむね予想通りであった。

まとめると、W は直線グループの滑走が非常に良く、足の前後部分の動きが安定しているだけでなく、比較的速い動きをしている。

(4)X: この受験者のバックエリアの圧力データ変化した結果は以下のようだ：

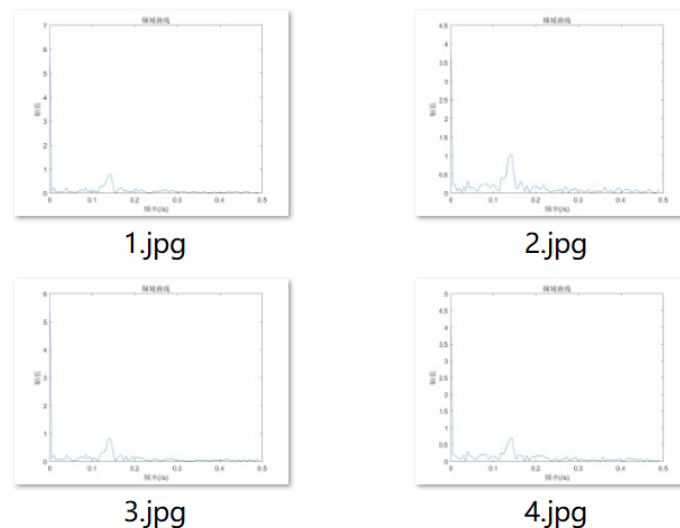


図 5.12: X のバックエリアデータ

変化した周波数領域プロットからわかるように、X バックエリアの圧力データも非常に安定しており、振幅はすべて単一のピークに向かっており、頻度は0.14 付近。バックエリア領域では非常に安定した均一な圧力変化が得られていることがわかる。

この結果を参考して、X のフロントエリアの3つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

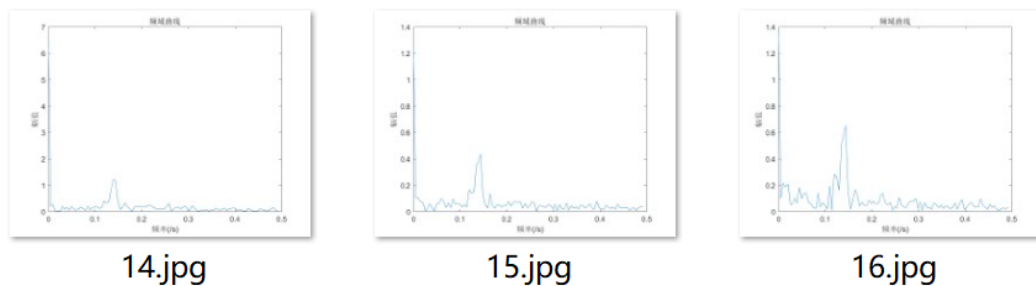


図 5.13: X のフロントエリアデータ

上のグラフからわかるように、X のフロントエリアの圧力変化は、先に全体的に予想されたものと非常によく一致している。フロントエリアの3つのセンサーが受ける圧力変化の振動は、いずれもバックエリアと同様の形式で、バックエリアより振幅が小さくなっている。

まとめると、X は直線グループの滑走は非常に安定し、全体的に余分な振動がなく、非常に良いフィギュアに仕上がったと言える。素晴らしい熟練者と判断できる。

(5)Z: この受験者のバックエリアの圧力データ変化した結果は以下のようだ

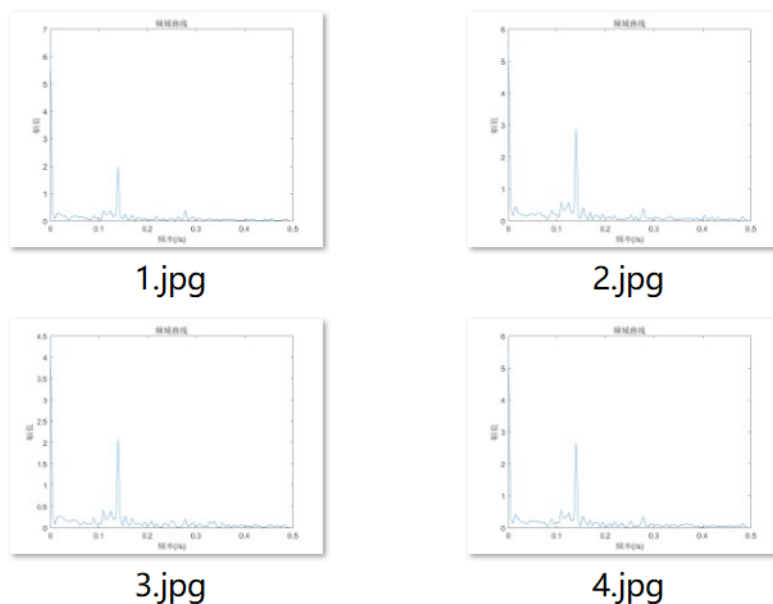


図 5.14: Z のバックエリアデータ

変化した周波数領域のプロットからもわかるように、Z のバックエリアのデータは、4つの圧力センサーがすべて一つのピークに向かう傾向にあり、振動数も 0.13 前後で、バックエリアの圧力変化は非常に安定した均一な連続変化となっている。

この結果を参考して、Z のフロントエリアの3つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

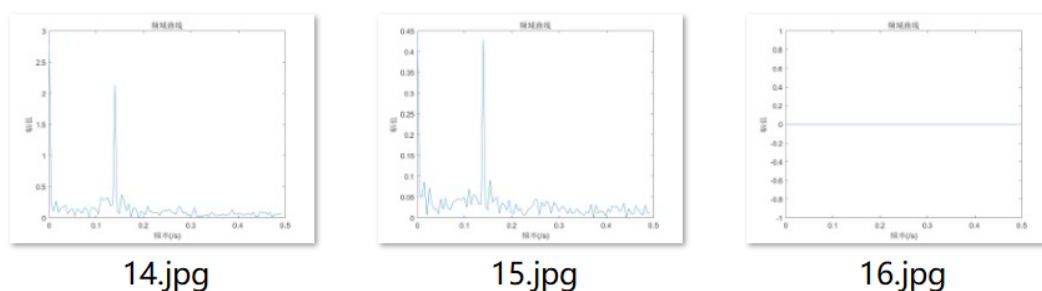


図 5.15: Z のフロントエリアデータ

上のグラフからわかるように、Z のフロントエリアのセンサー 14、15 が収集したデータは、先の予想通り、全体の振動の形はバックエリアと

同様に、振動の振幅はバックエリアより小さくなっていた。ただし、センサー 16 のデータはないが、これは許容範囲内の誤差と考えることができる。

まとめると、Z の滑走数値も素晴らしく、安定していて、余計な振動がなく、熟練者と言える。

5.2.3 未熟者グループの分析

未熟練者の分析には、フロントエリアとバックエリアのデータだけでは不十分であり、足全体のデータを分析対象とし、足全体の圧力変化から可能性を分析すべきであると思われる。

ここも未熟者たちの結果を順次解析する。

(1)G: この被験者の足全体の 16 個の圧力センサーで収集したデータをフーリエ変換した結果は以下の通りである。

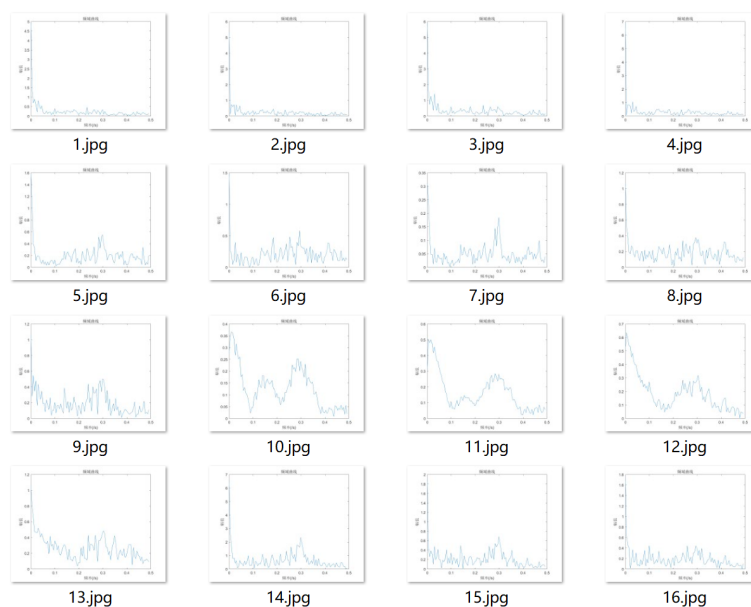


図 5.16: G の全足データ

上のグラフが示すように、16 個のセンサー全部並んで見ると、センサーが収集したデータはいずれも安定した振動パターンを示しなかった。したがって、直線グループ滑走中の G の全体の動きは不規則で不得手であ

ると暫定的に結論づけることができる。これは、テスト中の観察結果とも概ね一致している。

(2)TN: この被験者の足全体の 16 個の圧力センサーで収集したデータをフーリエ変換した結果は以下の通りである。

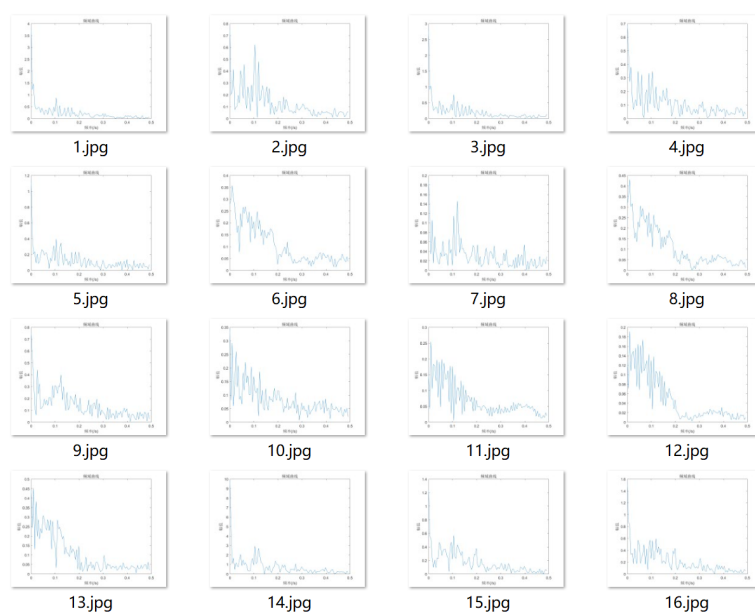


図 5.17: TN の全足データ

このデータセットの結果も前の G と同様で、16 個のセンサーすべてが不規則な変動を示している。つまり、TN は途中で連続した安定した動きをするのではなく、主に不規則な揺れを伴いながらバランスを保っていることがわかる。これもまた、未熟者の特徴である。

(3)Wgoofy: この被験者の足全体の 16 個の圧力センサーで収集したデータをフーリエ変換した結果は以下の通りである。



図 5.18: Wgoofy の全足データ

まずこのグループのデータでは、被験者のスケーティングの癖が異なるため、左足（スケーティング時の後ろ足）を基準としてデータを取得した。同じ未熟者でも、前の2つのグループとは大きく異なるデータになっている。このデータをスペクトログラムに変換すると、16個のセンサーのデータには少し規則性と安定性がある、例えばセンサー番号14のデータは非常に安定した振動を示していることがわかる。フルデータを詳しく見てみると、バックエリアである最初のセンサー1から、フロントエリアの最後のセンサーであるセンサー16まで、過剰な振動も、振動が安定になることも、フロントエリアのデータの方がバックエリアのデータより優れていたことがわかる。Wgoofyの重心と力の出す方は、滑走の際に足のフロントエリアでより多く使っていることが推測される。そのため、重心が不安定になり、余計な振動が発生したのではないかと考えられる。

まとめると、Wgoofyは、直線グループで、全くの初心者に比べて、ある程度の滑走技術を知っていることが確認できたが、足の圧力の配分、つまり滑走姿の問題などでは、まだまだ未熟であることがわかった。

5.2.4 判断できないグループ

このグループには、2人分のデータがある。そのデータはタイムドメインチャート上にあり、熟練者か未熟者か最初はなかなかうまく判断できない。次に、判断できなかった理由と、その対策について、順を追って分析する。

(1)TC: TCの時間領域グラフの圧力変化データは、熟練者に近い振動があるように見えるが、途中、非常に不規則に見える振動もあり、一見して熟練者か未熟者かを判別することができない。

ここで前の判断経験を踏まえ、まずはバックエリアのみをフーリエ変換した結果は以下の通りである。

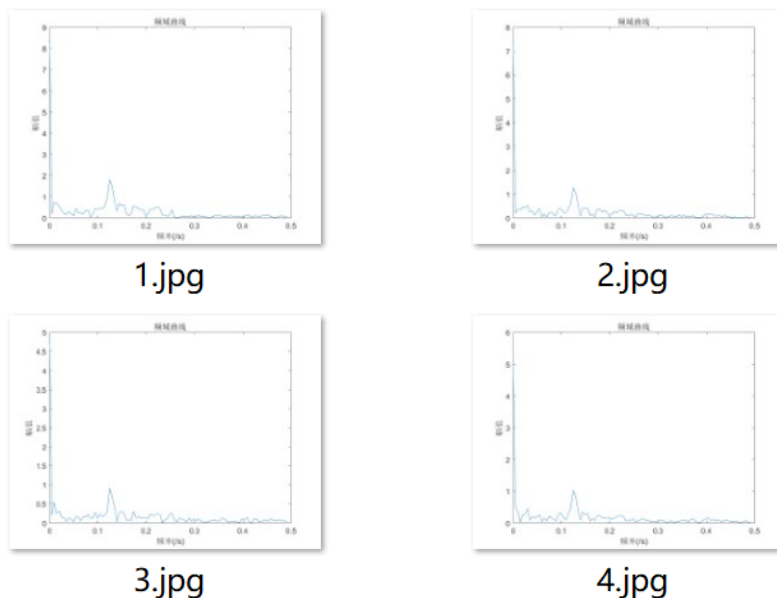


図 5.19: TC のバックエリアデータ

一見して、変化した周波数領域のプロットから、これが熟練者が滑走するときの周波数特性であることがわかる。バックエリアの4つのセンサーの振動が1つの波のピークに向かって収束していることから、TCの滑走は0.1~0.2秒の周波数で非常に安定しており、均一であることがわかる。フーリエ変換により、時間領域のプロットを周波数領域のプロットに変換し、判定に影響を与える時間領域のプロットの波形を自動的にフィルタリングし、一目で判定できるようになった。

この結果を参考して、TCのフロントエリアの3つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

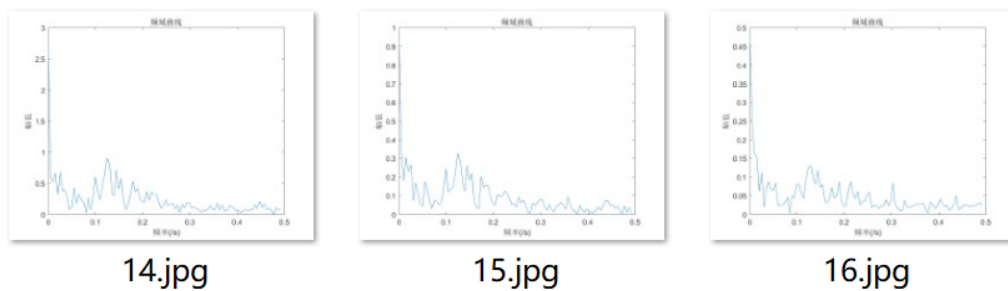


図 5.20: TC のフロントエリアデータ

グラフからわかるように、TCのフロントエリアは、滑走途中の振動が比較的乱れで、不安定な状態である。ただし、振幅は予想通りであり、レンジのバックエリアに比べると小さい。

まとめると、TCは比較的熟練なスケーターで、全体的に安定した均一な滑走動作をしており、足の前部分は少し標準的ではないものの、全体的に見れば熟練者と言えるでしょう。

(2)J: この被験者の時間領域プロットは、規則的と不規則的の間に近く、圧力の変化がゼロに戻るところが直接観察されるが、熟練者のどのデータとも全く同じではない。しかし、Jのデータは、未熟練者のデータに比べ、再び規則性があるように見える。したがって、ここではさらなる分析が必要である。

ここは同じく、まずはバックエリアのみをフーリエ変換した結果は以下の通りである。

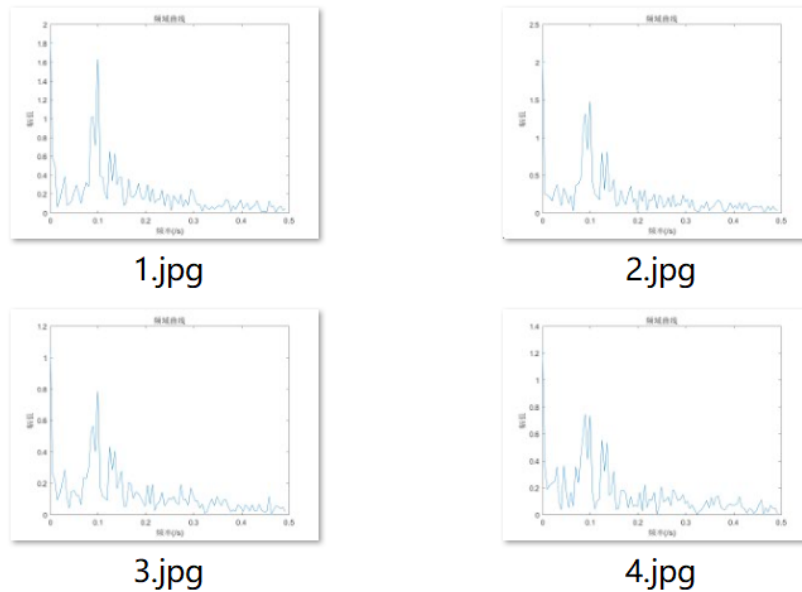


図 5.21: J のバックエリアデータ

上のグラフからわかるように、J のバックエリアの圧力変動は、センサー 1 が 1 つのピーク、センサー 2、3、4 が 2 つのピークに向う傾向があることがわかる。そして、全体的に安定した動きをしている方だと思われますが、やはり余分な振動はそれなりにある。周波数も 0.1 秒前後と比較的速い。

この結果を参考して、J のフロントエリアの 3 つのセンサーについて同様にフーリエ変換を行い、バックエリアの結果と比較することができる。変化した結果は以下のように：

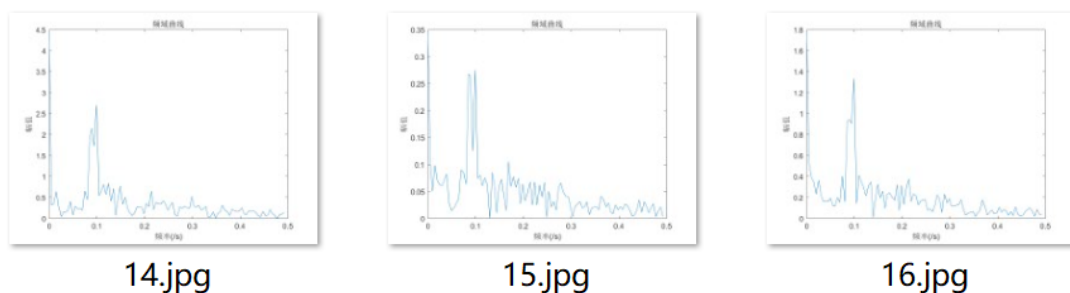


図 5.22: J のフロントエリアデータ

変化したの結果からわかる、J のフロントエリアも比較的安定してお

り、3つのセンサー値はすべて安定した1つのピークに収束していることがわかる。しかし、足のフロントエリアの振幅がバックエリアよりも大きくなることがほとんどで、望ましい結果とは逆になっている。このことから、Jの重心と足への力は滑走中により前方にあり、このこともバックエリアのデータの過剰な振動に寄与している可能性があるとは推定している。

まとめると、Jは、滑走する途中は比較的安定した均一な動きをしているが、足の力を出す方や重心位置はやはり若干ずれているので、熟練者の滑走をкаろうじて行う未熟者と言え、これは実験中の直接観察とも一致している。

5.2.5 許容誤差

本研究では、許容誤差の概念を提示している。許容誤差とは？本研究では、人の足の圧力出力は、各個人が履く靴の形状や運動習慣またその日の状態によって変化することが実験的に認識されている。特に足の前半分、つま先のある部分はそである。簡単な例ですが、ストレスを感じると足の指をピンと立てる人がよくいる。すると、つま先部分にある圧力センサーが、より顕著な圧力信号の変化を感知するようになる。この行為は、能動的な意識でコントロールすることが難しいため、足の部分、特につま先の前半分を分析する場合、全体を見ることが考えている。個々のセンサーがより特別的な結果を示す場合、これらは許容誤差として解釈される。許容誤差が発生した場合、その値に応じてデータを無視するか、部分的に参照する必要がある。

5.3 Oグループ

このグループのデータでは、5人分しかなく、そのすべてが1グループの中の熟練者のものだった。このグループは、直線滑走+2回の旋回で構成されている直線滑走中の被験者の動きやデータは、直線滑走グループとほぼ同様であった。

このグループでは、滑走時に前足の積極的な関与があるかどうかを把握するために、解析時に前足のデータも参照する。

ここではまず、前脚と後脚の時間領域プロットを全て載せて分析する。

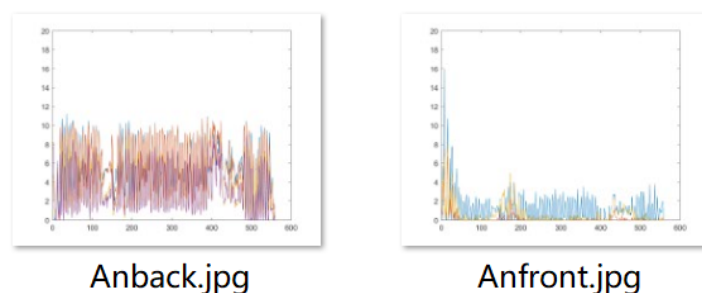


図 5.23: A の後ろ足データ

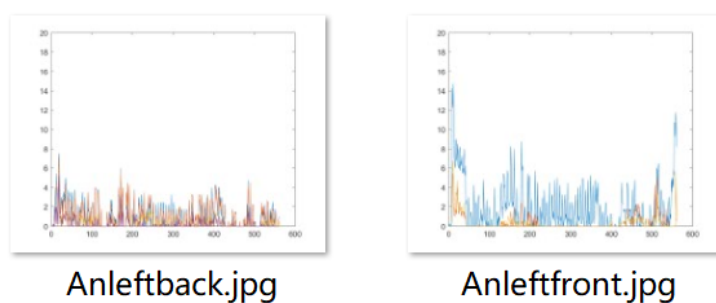


図 5.24: A の前足データ

図を示すように、後ろ足のデータは、直線グループのデータと似ている、前足のデータは見るだけで、規則的ではないと判断できる。
 続き四人のデータも同じく、したに載せる。

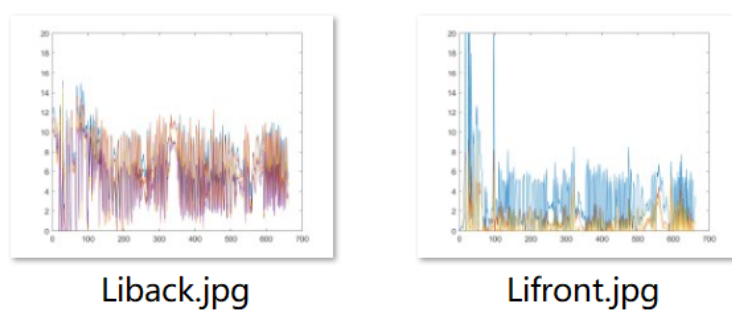
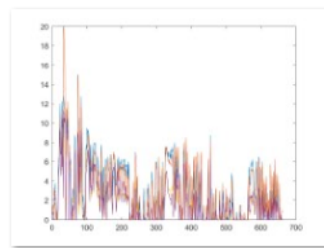
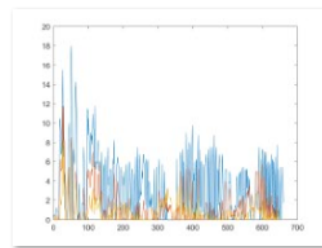


図 5.25: L の後ろ足データ

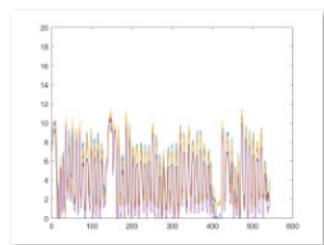


Lleftback.jpg

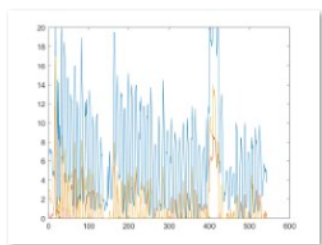


Lleftfront.jpg

図 5.26: L の前足データ

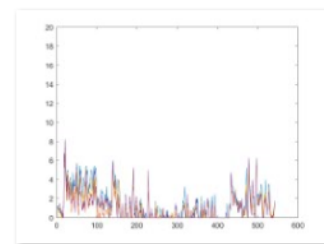


Tback.jpg

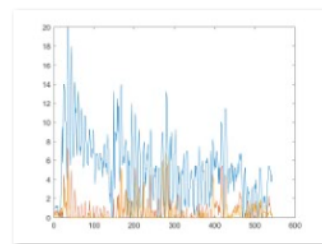


Tfront.jpg

図 5.27: T の後ろ足データ

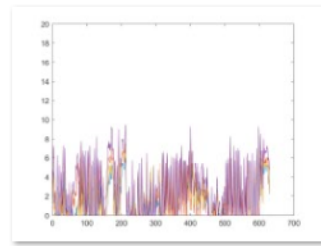


Tleftback.jpg

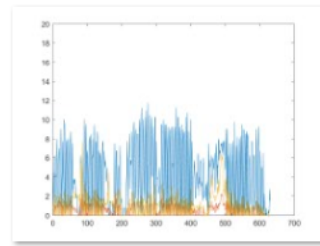


Tleftfront.jpg

図 5.28: T の前足データ

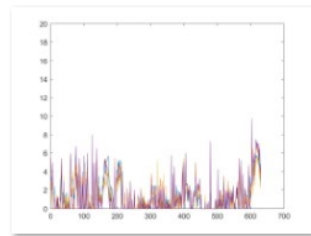


Xback.jpg

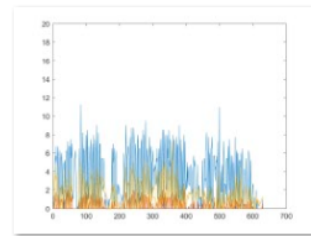


Xfront.jpg

図 5.29: X の後ろ足データ

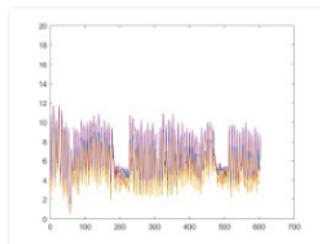


Xleftback.jpg

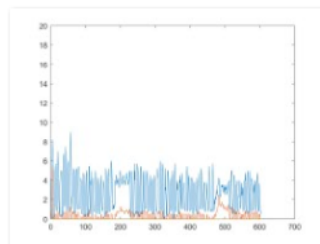


Xleftfront.jpg

図 5.30: X の前足データ



Zback.jpg



Zfront.jpg

図 5.31: Z の後ろ足データ

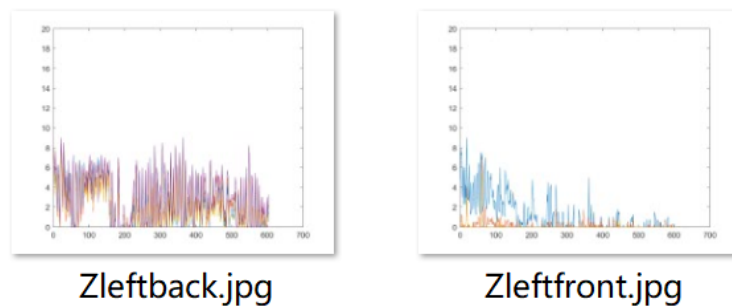


図 5.32: Z の前足データ

上記のデータからわかるように、5人ともほぼ同じようなデータになっており、後ろ足の動作圧の変化については、グループ1とほぼ同じデータになっている。比較的均一である。一方、前足のデータは、圧力変化のグラフが比較的不規則なものが多い。全体的に比較的似ており、他のパターンが見えにくいため、ここでは最もきれいに見えるZのデータを代表として分析すると決める。

5.3.1 代表データの分析

まずは、Zのデータをフーリエ変換する、結果は以下の図になっている。

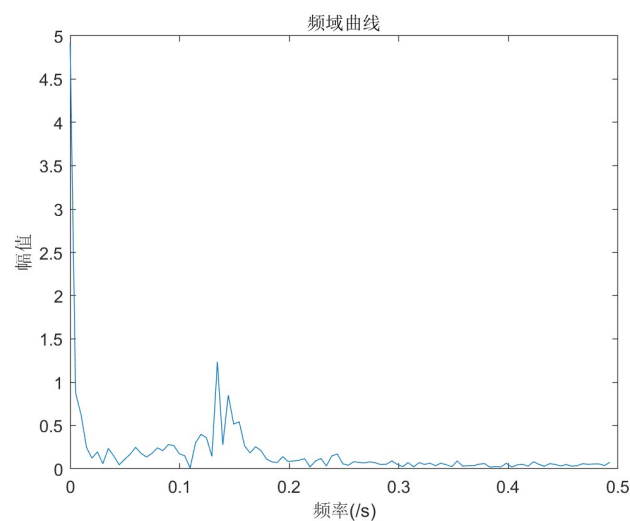


図 5.33: Z の後ろ足データフーリエ変換結果

図から分かるように、足全体の振幅がピークに収束しており、直線グループのデータに非常に近い結果になっている。これは、このコース多くの割合は直線のためである、時間領域プロット上の2つの回りが変換結果プロットに反映されていないことがわかる。

そこで、本研究は明らかに回りである時間領域図上の2つの圧力変化図をフーリエ変換して、分析すると考える。その結果を以下に示す。

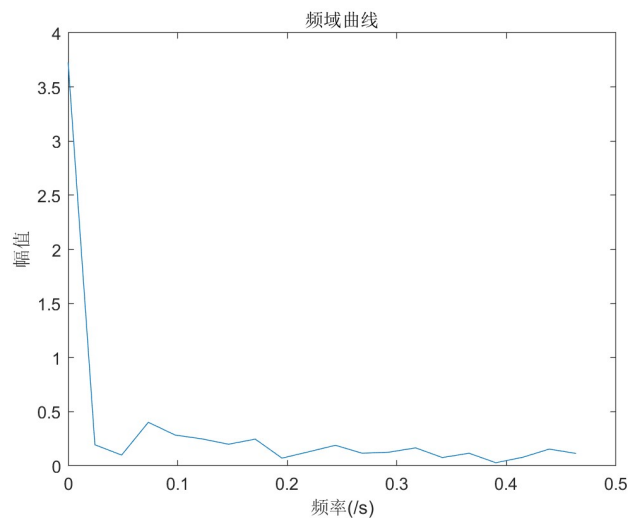


図 5.34: Zの回りフーリエ変換結果

ここでも、この小さな圧力変化は規則的な波形ではなく、定常的な揺らぎでもないことがわかり、解析と全体の結果に特に相関を見出すことは困難である。

まとめると、グループOの解析では、現時点では時間領域グラフの圧力変化のみで比較的単純な相関がとれるということになる。例えば、Zの後足の圧力図では、2回のターンの時点で後足バックエリアに大きな圧力の低下があることがわかる。それと逆、後ろ足のフロントエリアの圧力が、同じタイミングで明確に2つ上昇した。データ収集時の記録から、このデータでZは2回右折したことが分かっている。そうすると、ターンをしたときに後足とボードもターンと同じ方向に傾き、足から出力される圧力が上記のように変化したと考える（図）。

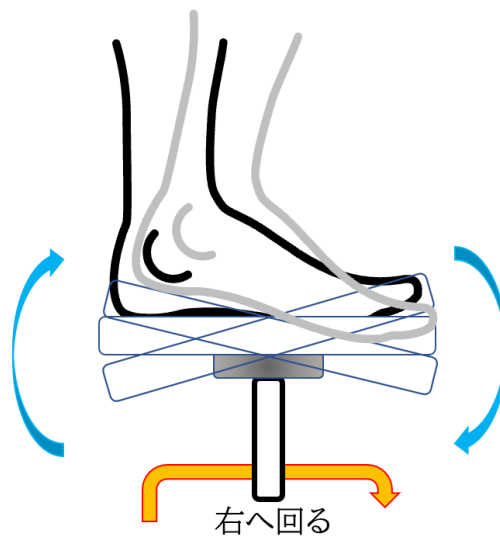


図 5.35: 右へ回る時後ろから見るイメージ

同様に、この O グループの前足と後足のデータグラフから、滑走と回りの操作中に前足がスケートボードのコントロールに積極的に関与していないことが確認できる。

5.4 S グループ

S グループの内容は、連続旋回する障害物迂回であった。このグループも、直線グループのなかの熟練者 5 名のみでデータ収集を完了した。5 つのデータの時間プロットは以下の通り：

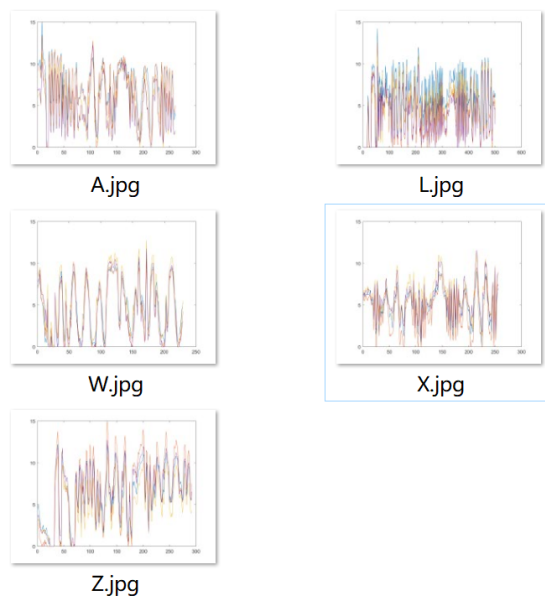


図 5.36: 右へ回る時後ろから見るイメージ

グラフからわかるように、このグループのデータはもっと不規則で、ほとんどパターンがない。可能性の抜けがないように、再度、全データのセンサーデータに対してフーリエ変換を行い、その結果を以下に示す。

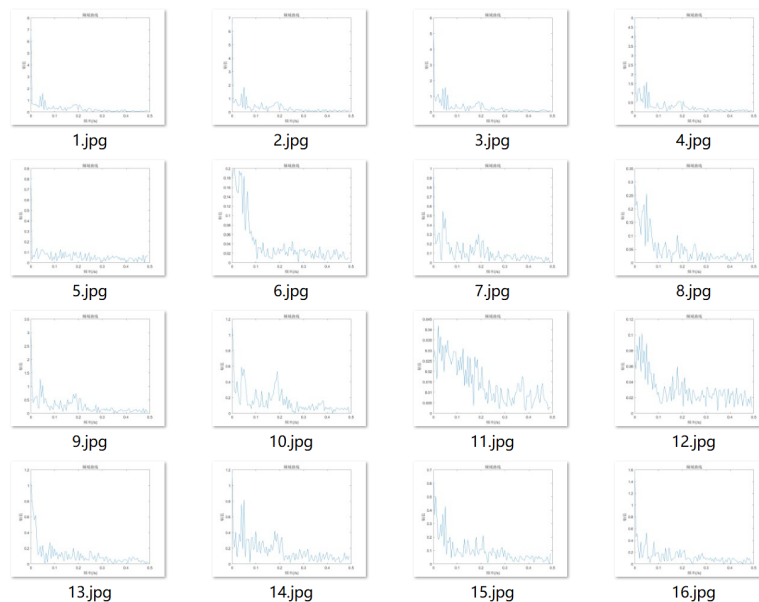


図 5.37: A のフーリエ変換結果

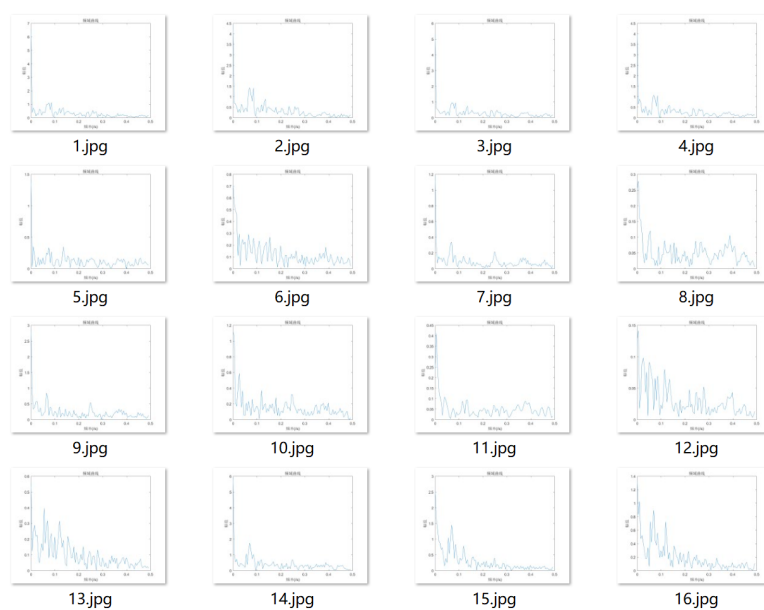


図 5.38: L のフーリエ変換結果

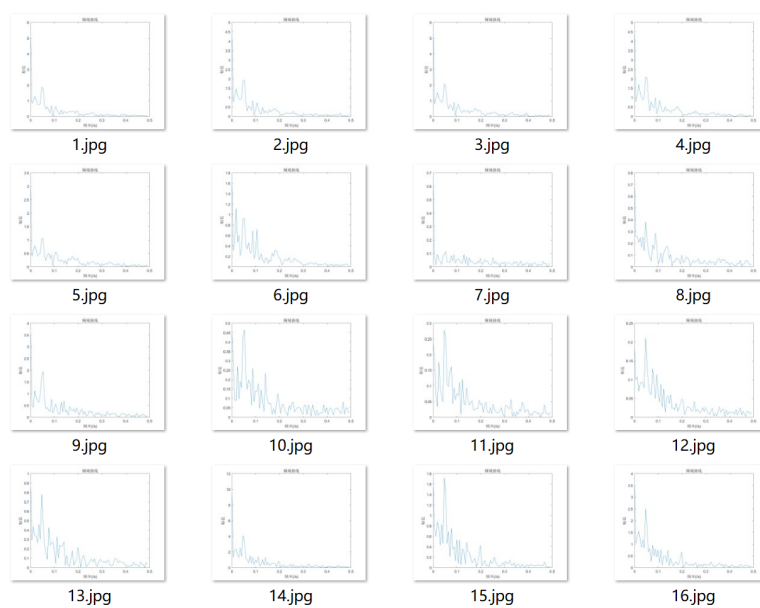


図 5.39: W のフーリエ変換結果

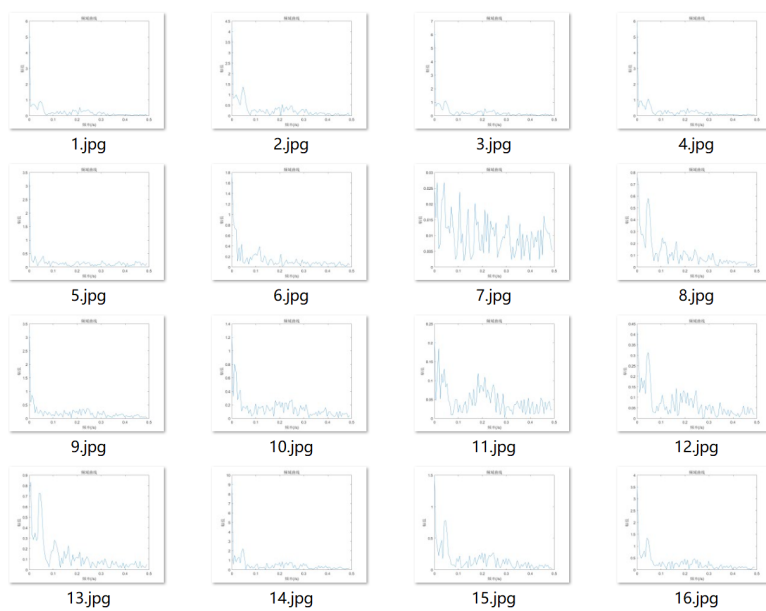


図 5.40: X のフーリエ変換結果

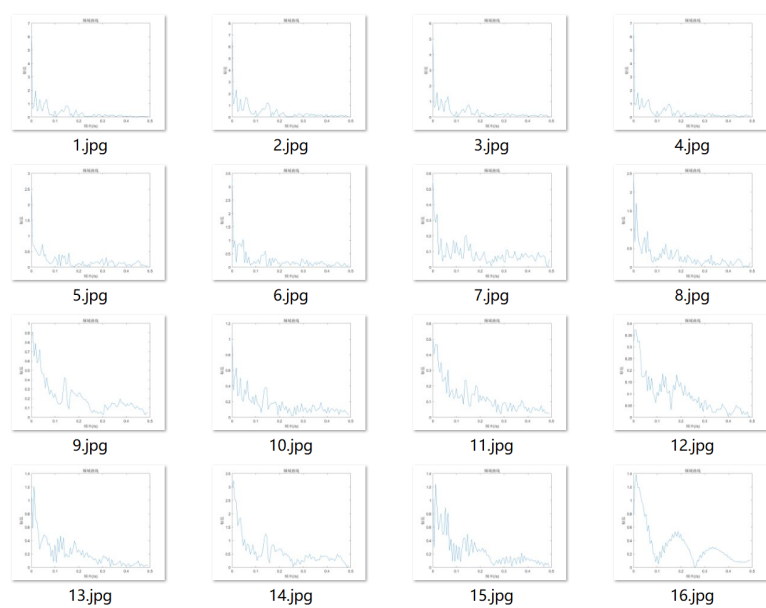


図 5.41: Z のフーリエ変換結果

グラフからわかるように、すべてのデータにおいて、個々のセンサーが安定に向かう傾向があることがわかる。

しかし、全体的に見れば、全員の足の状態は安定しているとは言えない。つまり、グループ S における滑走する時、人の足状態は、一様で規則的なものではないのである。

まとめると、今回の分析方法は、S グループのデータの分析には適しておらず、このグループのデータについて有効な結論を導き出すことは困難であった。

第6章 結論

6.1 概要

結論実験データの解析から、リップスティックの滑走について、いくつかの予備的な結論を得ることができた。

本研究はフーリエ変換をツールとして、最終的に10人のスケートデータ1グループをもとに、熟練者6人、未熟練者4人の分析が行われた。同時に、直線で滑るときの動きの規範や判断基準も導き出された。Oグループのデータの解析には、フーリエ変換は特に適していなかったが、圧力の変化によるデータの時間領域グラフを分析することで、ターン中のリップスティックと人のあるべき姿もわかる。Sグループのデータの解析は相対的に失敗で、既存の解析方法はこの群のデータには適用できなかった。

6.2 熟練者へのインタビュー

経験者へのインタビューによると、ボードのスケーティングは、主に腰と脚の連携で成り立っているようだ。ボードの滑走は、体のバランスと腰の力でコントロールし、後ろ足の動きを駆動させることで、様々な動きを可能にする。直進では、後脚の動きも脚で自動的に動かすのではなく、腰で動かすことで、全体のバランスを保ちながら、ボードを楽に滑らせることができると思われる。

また、経験者へのインタビューによると、足の水平方向のうねりは、主にスケートボード自体のうねりによる受動的な変化であり、能動的な力の関与は必要ないとのことである。

6.3 初心者へのアドバイス

まず、直線的な滑走では、主に後ろ足が滑走全体を支配している。理想的な直線滑走では、後ろ足も均等に関与し、後ろ足をスケートボード

の中心に置いて、前進方向に対して 90 度のスピードで前後に振ることが最も理想的な滑走となる（図）。



図 6.1: 理想的な滑走の動き

ターンするとき、スケートボードのボード面全体が、ターンの方向に向かって傾く。最後に、滑走の質を最大限に高めるために、常に腰が脚を駆動してボードをコントロールするようにした方が良い。

第7章 考察

7.1 誤差原因分析

本研究では、実験においてコントロールすべき変数がより多くあった。例えば、まず何よりも、今回の実験で使用したインソールセンサーは、被験者が自分の靴に入れる必要がある、標準的な靴がなかったこと、靴の形状や素材の違いによって、履いた人の行動パターンが大きく異なること、これが現在推測されている実験結果の誤差の最大の理由の一つであると考えられる。

次に、今回の実験で使用したリップスティックは1台のみで、ボード自体の長さは使用者の身長に合わせる必要があるが、今回の実験ではこのステップが実施されなかったため、一部の特に身長の高い、あるいは低い被験者のスケート体験に影響を与え、実験の最終データに影響を与えている可能性がある。

また、この実験の問題点は、サンプル数が少なく、サンプルの安定性が相対的に低いことである。

この実験に参加するためにはリップスティックで滑れることが最低条件であり、この条件はなかなか微妙である。特に、リップスティックをまったく知らない人が実験に参加しようとする、教えるのに時間がかかりかかる。そして、その教えは必ずしも結果に結びつくとは限らない。この実験でボランティアを集めるとき、この部分で失敗する人が続出した。何時間練習しても、ボード上でバランスのとれたグライドを維持することができず、当然データ収集に参加することはできなかった。

この実験の大きな問題点は、初心者募集とデータ収集にあったのだ。それでも、実験全体のサンプルに偏りが生じている。

そして、今回設定したコースは三つだけで、横滑りと操舵を基本とした最も基本的なレベルのスケーターの状態と挙動をテストするものである。より詳細なポイントを学習する必要がある場合は、科目ごとにより具体的なコースを設計する必要がある。

第8章 まとめと展望

8.1 まとめ

本研究では、リップスティック使用者がスケートで移動中に足の裏から出力される圧力を収集し、その圧力と時間を組み合わせて、スケート中の使用者の圧力変化の時間領域グラフを生成する。

そして、時間領域の圧力データをフーリエ変換して分析し、スケート中のユーザーの動きや安定性を解析する。

最終的には、データと結論がより適切であった1グループと、全体のルートが1グループとより重なり、周波数領域図もそれほど差がなかったOグループでは、簡単な結論がいくつか得られただけであった。一方、Sグループは、収集したデータがフーリエ変換分析に適していなかったため、有効で有益な結論に至りなかった。

結局、今回の研究では、単純な直線の滑走操作について良いデータが得られ、初心者が直線の滑走を習得するための良い指針となるとともに、スケートingleレベルを判断するためのより直接的な基準を提供することができた。また、回りや連続回りに関する結論も少し出した。

8.2 今後の展望

今後は、まず何よりも、どのようなデータを取りたいのか、よりターゲットを絞ったコースの設計が必要になってくる。次に、収集したデータの種類によって、最も適切な分析方法を用いることである。最後に、実験で得た経験をもとに、可能であれば被験者の腰部や体幹の筋肉にセンサーを設置し、結果を統合的に分析し、最も有益なデータを得ることができるようになることが期待される。

その後、今回まとめた正しい滑走の動きを初心者の学習支援に活用し、データを収集することで支援効果を検証していきたいと考えている。

謝辞

この研究を遂行するにあたり、終始暖かくご指導とご鞭撻、見守って下さった北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科の金井秀明先生に心から深く感謝いたします。研究室所属が変わり、半年間という短い間でしたが、いろいろとご指導いただきました。

次に、西本一志教授は私の副テーマにおかれまして、多くのご教授、支援をして下さって誠にありがとうございました。研究計画書と中間審査の際にご助言を下さった副指導教員である藤波努教授にも心より感謝いたします。ご指導を受けたことはきっと私の人生の大きな糧となります。

そして、北陸先端科学技術大学院大学にいる友達に多大な協力と励ましを得なければ、この卒論を完成させることはできなかったでしょう。また、急な実験計画にもかかわらず、実験を協力していただいた皆様に深く感謝いたします。

さらに、いつどんな時でも支えてくれる両親に本当に感謝してもしきれません。子供の頃からの親友劉仕誠も貴重な知識を教えていただき感謝します！

参考文献

- [1] "Number of participants in skateboarding in the United States from 2006 to 2020"
<https://www.statista.com/statistics/191308/participants-in-skateboarding-in-the-us-since-2006/>
- [2] "St Helens Council Project" lasports4kids.org. Archived from the original on 2009-07-09. Retrieved 2020-12-31.
- [3] Shigeharu Ono, Hideaki Kanai, Ryosuke Atsumi, Hideki Koike and Kazushi Nishimoto. Learning Support and Evaluation of Weight-Shifting Skills for Novice Skiers Using Virtual Reality.HCII 2022: Adaptive Instructional Systems pp 226–237(2022)
- [4] Mitja Trkov, Duncan T. Stevenson and Andrew S. Merryweather. Classifying hazardous movements and loads during manual materials handling using accelerometers and instrumented insoles, *Applied Ergonomics*, vol.101, no.103693(2022)
- [5] Wolfe Anderson, Zachary Choffin, et al. Empirical Study on Human Movement Classification Using Insole Footwear Sensor System and Machine Learning. *Sensors*, 22(7), 2743(2022)
- [6] Elias Menachem Stein. *Fourier Analysis An Introduction*, Princeton Univ Pr, (2003)