

人物属性抽出を目的とした足圧情報 に基づく歩行計測法の研究

数藤 恭子

概要

様々な分野において、対象者に応じたより良いサービスの提供やコミュニケーションを可能にするため、人物属性の自動認識技術が求められている。本論文では足圧計測の時系列パターンに基く人物属性抽出の枠組みを論じる。歩行の単位パターンを確率モデルで扱いロバストな計測と特徴パラメータの効率的な抽出を実現した。個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスクなどのマーケティングや医療分野での有効性を明らかにした。

第1章では、属性認識および歩行計測の従来技術についてまとめ、本研究の目的を示す。第2章では、属性認識システムの構築方法について述べる。まず歩行を特徴づける一步ごとの単位パターンの分離と足底部位の認識を同時に安定に行う手法を示し、次にそれらから属性識別のためのパラメータを導く。第3章では、上述のパラメータを用いて人物属性情報の抽出を行った実際の応用例について述べる。第4章では、上記の応用例以外の足圧データの利用方法として、他のセンサと組み合わせた利用方法や、医療や歩行指導に応用する場合のパラメータの効果的な提示方法について述べる。第5章では、本研究の結論を述べ、論文のむすびとする。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	人物属性情報と本研究の扱う範囲	1
1.2	歩行に関する従来知見と技術	3
1.3	本研究のアプローチ	13
第 2 章	歩行パラメータの自動計測技術	15
2.1	序言	15
2.2	属性抽出のための識別系の構成	15
2.3	一次情報の抽出	17
2.4	二次情報（接地パターン P0）の抽出	20
2.5	三次情報（各種の歩行パラメータ P1～P8）の抽出	33
2.6	結言	41
第 3 章	歩行パラメータからの個人属性情報抽出	43
3.1	序言	43
3.2	個人性の認識（接地パターン P0 重畳パラメータ P3 の適用）	43
3.3	性別の推定（投影 1 次元パラメータ P4 の適用）	45
3.4	健康度の抽出（時空間パラメータ P5, あおり・ローリングパラメータ P6 の適用）	46
3.5	高齢者の事故リスク推定（荷重変化・接地面積変化パラメータ P7 P8, 基本パラメータ P1 P2 の適用）	51
3.6	年齢層の推定（荷重変化・接地面積変化パラメータ P7 P8 の適用）	58
3.7	結言	60
第 4 章	圧力センサ情報のその他の活用方法	61
4.1	他センサ情報との統合的な利用	61
4.2	歩行パラメータの有効な提示方法	69
4.3	結言	74
第 5 章	結論	77

謝辭	82
参考文献	84

1.1	心理学の分野における運動機能の出現順序の整理 (文献 [加倉 05] より).	6
1.2	あおりの概念図 (文献 [加倉 05] より).	12
1.3	ローリングの概念図 (文献 [青木 98] より).	12
2.1	属性抽出のための識別系の構成	16
2.2	圧力センサの構造	19
2.3	大面積圧力センサの概観	19
2.4	時空間的に見た足圧時系列画像 (1 次情報) の概念図	21
2.5	足圧画像の例.	22
2.6	手書き文字画像の例	22
2.7	接地パターンモデルの設計の参考とする足の骨格 (文献 [明石 73] より)	25
2.8	混合分布のパラメータ推定で生成された共通モデル.	28
2.9	モデルのパラメータ推定精度の評価実験	28
2.10	部分的に欠けがある接地パターンの検出結果と与えた初期パラメータ	29
2.11	変形の大きい接地パターンの検出結果と与えた初期パラメータ	29
2.12	不安的な複数歩の歩行データから右足のモデルが当てはまるパターンを検出した結果.	30
2.13	単位パターンの時系列データへの対応づけ方法	31
2.14	空間パラメータ	35
2.15	時間パラメータ	35
2.16	重畳パラメータの例	37
2.17	投影 1 次元パラメータの例	37
2.18	時空間パラメータの例	38
2.19	あおりパラメータ (a) とローリングパラメータ (b) の求め方	40
2.20	荷重変化パラメータと接地面積変化パラメータの例.	41
2.21	パラメータ間の関係の概念図	42
3.1	足圧時空間特徴の部分空間の次元数と累積寄与率の関係	47
3.2	足圧時空間特徴の部分空間	47
3.3	足圧時空間特徴の主成分	48

vi 目次

3.4	実験に用いたデータの構成	52
3.5	専門家の主観評価時に用いた歩行データの表示画面例	53
3.6	正規化したあおりパラメータと専門家による評価の相関	53
3.7	正規化したローリングパラメータと専門家による評価の相関	54
3.8	あおりパラメータとローリングパラメータの重回帰による予測値と専門家によるあおりとローリングの総合評価の相関	54
3.9	あおりパラメータ F_1 による回帰式を用いた予測評価 S'_1 と専門家によるあおりの良さの評価 S_1 の相関	55
3.10	ローリングパラメータ F_2 による回帰式を用いた予測評価 S'_2 と専門家によるローリングの良さの評価 S_2 の相関	56
3.11	あおりパラメータ F_1 とローリングパラメータ F_2 による重回帰式を用いた予測評価と専門家によるあおりとローリングの総合評価 S_3 の相関	56
3.12	面積変化パラメータと荷重変化パラメータの年齢層別分布	59
4.1	カメラ画像からの男女識別特徴の抽出	64
4.2	男女の足音データの例	64
4.3	複数センサを用いた実験システム	66
4.4	統合前・統合後の男女の特徴量の分布	68
4.5	画像, 振動, 圧力それぞれのセンサから得られた特徴量を軸とする 3 次元空間での男女のデータの分布.	68
4.6	健常者の歩行の足圧重畳画像と足圧中心軌跡	73
4.7	健常者の時空間パラメータのバブルチャート. 足底部位との対応を示した.	73
4.8	パーキンソン病患者の歩行の足圧重畳画像と足圧中心軌跡	73
4.9	パーキンソン病患者のすくみ足の時空間パラメータのバブルチャート.	73
4.10	歩行計測装置による指導風景	75
4.11	歩行計測装置による評価出力画面の例	75
4.12	歩行計測装置を用いた指導効果の評価	76

表目次

1.1	さまざまなバイオメトリクスの特徴	4
1.2	歩行の計測手段の大別と測定対象	7
1.3	歩行計測を扱う研究分野とその研究内容及び主な計測手段	8
2.1	大面積圧力センサの特徴	18
2.2	手書き文字画像と足圧画像の認識における問題の性質	23
2.3	パターン分離のアプローチ	23
2.4	時間正規化のための区間の決定	32
3.1	歩行パラメータの種類と適用分野および対象とする属性	44
3.2	相関分析の独立変数と従属変数の組み合わせ	50
3.3	相関分析の結果	50
3.4	高齢者のパラメータの経時変化	58
3.5	年齢層群別のパラメータの比較	60
4.1	男女 2 クラス間のマハラノビス距離 (M.D.) と男女識別率	67
4.2	各特徴軸上における男女の服装と靴の種類別の分布	69
4.3	歩行速度別にみた各特徴軸上における特徴量の分布	70

第 1 章

序論

1.1 人物属性情報と本研究の扱う範囲

1.1.1 人物属性情報のニーズ

様々な分野で、サービスの質の向上のために、人物属性情報が必要とされている。大勢の人が暮らす社会において、対象者の属性を把握し、それに応じてふさわしい内容を提供することは、人々の安全性、快適性、あるいは健康維持を目的としたサービスの基本だからである。

はじめに、具体的に求められる属性にはどのようなものがあるか挙げてみることにする。ここでは、属性情報を利用するサービスの分野を人々の安全性の確保を目的とするセキュリティの分野、快適な生活の提供を目指すマーケティングの分野、健康維持の支援を目的とする医療・健康の分野の 3 つに大別して考える。

セキュリティの分野で最も重要な属性は、その人本人であるかどうかを特定する個人性である。空港の出入国管理、オフィスの入退室の監視、銀行の ATM など、個人性情報が求められる場面は多い。

マーケティングの分野では、客層を把握して売れ筋商品との関係や来店時間帯などを分析することによって、ニーズに合わせた商品開発や販売戦略を行うため、性別や年齢層が必要とされる [佐川 92]。コンビニエンスストアやデパート、小売店舗などではレジで買い物客の性別や年齢層を係が推測して POS システムに打ち込んでいるが、混雑時には係の負担になる。また、商品を購入した客についての情報しか残らないため、性別や年齢層を入店客すべてについて自動的に知る方法が求められている。

医療・健康の分野では、健康状態や病状の有無が挙げられる。また、高齢者を対象とする場合には、転倒しやすさなどの事故リスクも必要な属性のひとつとなる。医療機関や保健・スポーツ関連の施設では、こうした属性を知ったうえで一人一人の健康状態や体力に合わせ、質の高い治療や健康増進のプログラムを提供することをめざしている。そのほか、職業や広い意味では動作状態なども属性として扱うことが考えられるが、本論文では、上述のような社会的ニーズのある人物属性情報（個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスク）を対象とし、これらを統一的に扱う計測と認識の手法について述べる。

1.1.2 属性認識の方法

人物属性情報を取得する方法として近年一般的な方法の一つは IC カードである。カード 1 枚に様々な人物属性情報を記憶し、瞬時に読み取ることができるため、各分野に普及している。顧客に自社あるいは自店舗のカードを作らせ携行させることができれば個人情報収集の重要な手段となる。近年もう一つ注目されているのは生体情報の利用である。特に個人性の認証を目的とするものについては、バイオメトリクスとして盛んに研究が進められている [半谷 04]。IC カードは名前や職業や住所など生体情報から得ることが難しい情報も登録しておけば利用できるが、カードの偽造や携行忘れの可能性、提示動作の負担、更新の必要性などの制約がある。そうした点で、生体情報は、偽造や盗難のしにくさや、携行品が不要である、常に現在の新しい情報が得られるなどの利点がある。ただし現状では十分な認識精度を得られる技術は少ない。本研究では、年齢層、病状の有無、健康状態、事故リスクなどのように身体の状態に関する属性情報を扱う。また、これらは変化する属性であるため、利用する度に認識する手法が向いており、その意味からも生体情報を用いた認識が適していると考えられる。そこで以下本研究では属性を生体情報からの認識の枠組みで扱うことにする。次に、どのような生体情報を用いるかを検討する。

1.1.3 属性認識に用いられる生体情報

テロ対策などの社会的背景も受けて盛んに研究されているバイオメトリクス手法をはじめ、生体情報を用いた属性認識は多く研究されており、その手法も多様である。Jain らは、著書 BIOMETRICS Personal Identification in Networked Society [JBP99] の中で、現在ある程度有効性が示されているバイオメトリクス手法として、次の 14 種類を挙げている。Face (顔)、Fingerprint (指紋)、Hand Geometry (手形状)、Key strokes (キータッチのリズム)、HandVein (手の血管)、Iris (虹彩)、Retinal Scan (網膜)、Signature (サイン)、Voice Print (声紋)、F.Thermograms (体温分布)、Odor (におい)、DNA (DNA)、Gait (歩行)、Ear (耳) である。また、これらを様々なアプリケーションに用いる際の適性を評価するため、各生体情報の特徴を 7 つの条件から比較している。表 1.1 に示す、Universality (すべての人がその生体情報を持っているか)、Uniqueness (固有性)、Permanence (経時による不変性)、Collectability (取得しやすさ)、Performance ((個人認証の) 精度)、Acceptability (被計測者にとっての受け入れ易さ)、Circumvention (偽造のし易さ) である。これらは節で分類した 3 つの分野のうち、セキュリティの分野への適用性を判断するものとして挙げられている。マーケティングの分野への適用性を判断する際に重視されるのは、顧客を選ばないこと、多数の顧客を特定化できること [伊東 89]、すなわちランダムサンプリングを保証することである。バイオメトリクスの上記条件中では、Collectability と Acceptability に相当する。医療・健康の分野では、計測者の負担が少ないこと、被計測者の負担が少ないことが重要視され [窪田 97]、これらも Collectability, Acceptability に相当する。そこで、セキュリ

ティ、マーケティング、医療・健康の各分野で必要とされる人物属性情報（個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスク）のすべてを同一の手段で扱うためには、特に Collectability と Acceptability の観点優れたものに注目するとよいと考えられる。そこで表 1.1 より、Collectability と Acceptability の両方が高い生体情報である、Face（顔）、Signature（サイン）、Gait（歩行）の 3 種類に候補を絞って考える。

まず、サインによる認証とは、サインなどの特定の図形を書くときのペンの動き方を利用して本人かどうかを確認する技術である。オフラインとオンラインのものがあ、オンラインのものは、形状、筆順、スピード、筆圧、ペンの空中の動きの特徴を用いる。長所はテンプレートの変更で安全性を高められること、短所はタブレットなどの入力デバイスが必要なため、被計測者に意識させない計測が難しいことである。製品化されネットワークでの認証や、医療業務における本人確認に応用されているものもある。

次に、顔は、人間にとって最も自然な認証方式である。盛んに研究が進められており、90 年代からいくつかのシステムが実用化されている。顔は、明るさや向きによって見え方の変化が大きいことが課題であり、頑健性を確保するための技術開発が行われている。近年、個人認証だけでなく、性別や年齢の推定の研究も行われている。性別や年齢については研究途上であるが、個人認証についてはある程度の識別率が得られる技術が確立しており、製品化されているものもある。顔認証の利点は、ユーザへの負担の少なさ、相手に意識させない監視への利用可能性、心理的抵抗の少なさ、万人が確認できる画像の履歴保存が可能、などである [赤松 04]。

最後に歩行については、個人性の認識に利用しようという試みが始まったのはごく最近であり、現在のところ、実用化された認証システムはまだない。しかし、人が遠方から歩行者を見てそれが誰であるか認識することができるように、歩き方に個性があることは知られている。そして、歩行から個人認証に十分な特徴が得られると考えられている。また、歩行のメカニズムについての研究は運動学や医学、福祉工学などの分野での歴史が長い。更に、顔認証の強みであるユーザの負担の少なさ、遠隔監視の利用可能性、心理的抵抗の少なさ、万人が確認可能な画像の取得、などの性質は、ほとんどそのまま歩行の場合にも当てはまり、属性認識手段としての有効利用できる可能性は高いと考えられる。

そこで本研究では、上述のように識別情報としての可能性を認識されながらも属性識別手法としての利用方法が確立していない、歩行に着目する。様々な分野で歩行についての従来知見があるため、これを工学的な表現に置き換え特徴量化することで、歩行との関連性が指摘されている属性の抽出を試みる。また、歩行の定量評価法としてそれらの分野への貢献が期待できる。属性識別は、利用環境によって適切なモダリティが異なるため、本研究では、歩行情報単独でどこまで各種の属性情報が得られるかを明らかにするとともに他のセンサとの統合的な利用方法についても検討を行う。

1.2 歩行に関する従来知見と技術

本節では、歩行に関する定義や知見と、歩行計測の従来手法、歩行を用いた人物属性情報抽出に関する従来研究をまとめる。従来研究は、本研究で扱う人物属性情報（個人性、性別、年

表 1.1. さまざまなバイオメトリクスの特徴
(出展 [3])

biometrics	Universality	Uniqueness	Permanence	Collectability	Performance	Acceptability	Circumvention
Face	High	Low	Medium	High	Low	High	Low
Fingerprint	Medium	High	High	Medium	High	Medium	High
Hand geometry	Medium	Medium	Medium	High	Medium	Medium	Medium
Keystrokes	Low	Low	Low	Medium	Low	Medium	Medium
Hand Vein	Medium	Medium	Medium	Medium	Medium	Medium	High
Iris	High	High	High	Medium	High	Low	High
Retinal Scan	High	High	Medium	Low	High	Low	High
Signature	Low	Low	Low	High	Low	High	Low
Voice Print	Medium	Low	Low	Medium	Low	Hight	Low
F.Thermograms	High	High	Low	High	Medium	high	High
Odor	High	High	High	Low	Low	Medium	Low
DNA	High	High	High	Low	High	Low	Low
Gait	Medium	Low	Low	High	Low	High	Medium
Ear	Medium	medium	High	medium	Medium	High	Medium

年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスク）との対応、および計測手段によって分類する。

1.2.1 歩行とは

歩行とは、運動学的には以下のように定義されている。

動物が空間における位置を移すための運動を広く移動あるいはロコモーションという。魚の泳ぎ方や鳥の飛び方も移動の様式として扱われる。四肢による移動様式が歩行である。歩行は大きく分けて二足、四足、多足となるが、人間や鳥は二足歩行である。しばしば、gait という言葉を歩行と訳しているが、正しくは gait は歩容（人間に対しては歩様ともいう）であり、歩行時の身体運動パターン（歩行パターン：walking pattern）を意味する言葉である。歩容は歩行（walk）と走行（running）に分けられる [中村 03]。下肢の交互運動により重心を移動させる動作のうち、左右どちらかの足が常に接地しているものが歩行、左右の足が同時に床から離れる時間があるものが走行である。

心理学の分野では、歩行は人間の重要な発達段階の一つとして、図 1.1 に示すような位置づけがされている。二足歩行は、知能を高め、文化を作る原動力になったとも言われ、歩行は人間らしく生きるための重要な機能である [波多 01]。人間には位置移動運動（locomotion）の遺伝情報の一つとして歩行の成立に必要な中枢プログラム、反射プログラムが生来与えられている [窪田 97]。

1.2.2 歩行計測の従来技術

歩行計測の歴史は 19 世紀に始まった。足裏の圧力分布を測定する最も古い研究が Beely より 1882 年に行われた。これは石膏の入った薄い袋の上を歩くという原始的な方法であった。他にも足裏に粉をつけて歩行する、墨汁を染み込ませた靴下を履いて歩行する [眞野 87] といった原始的な方法で歩幅の測定が行われた。歩行は下肢の交互の重心移動と常に一方の足が接地するという 2 つの条件で定義されるものであるから (1.2.1 節)、これらの条件を直接確認できる足裏に注目することは自然であったといえる。その後、写真技術の進歩とともに姿勢の変化の研究、20 世紀になって力学的研究、神経機構の解析、心理的研究が行われるようになった。そのほかの計測方法も発達し、足裏の圧力分布は主に床反力計で計測されるようになった。写真の代わりにはビデオや三次元計測が用いられるようになった。

上記の歩行計測の方法は、歩行運動の原因となる力に関わるかどうかで 2 つに大別される。歩行の原因となる力そのものを計測する運動力学的 (Kinetic) な方法と歩行運動の原因となる力とは無関係に運動を観測する運動学的 (Kinematic) な方法である。足裏の圧力分布計測、筋力や加速度測定などは Kinetic な方法に含まれる。写真、ビデオ撮影などは Kinematic な方法に含まれる。以上の歩行計測手法の概要を表 1.2 にまとめる。Kinematic な方法では、移動という現象を力の概念から離れて、動きのパターンを解析する。写真撮影法、ストロボスコープ、ビデオなどがある。近年、ステレオ法による歩行中の足の形状計測も行われている。

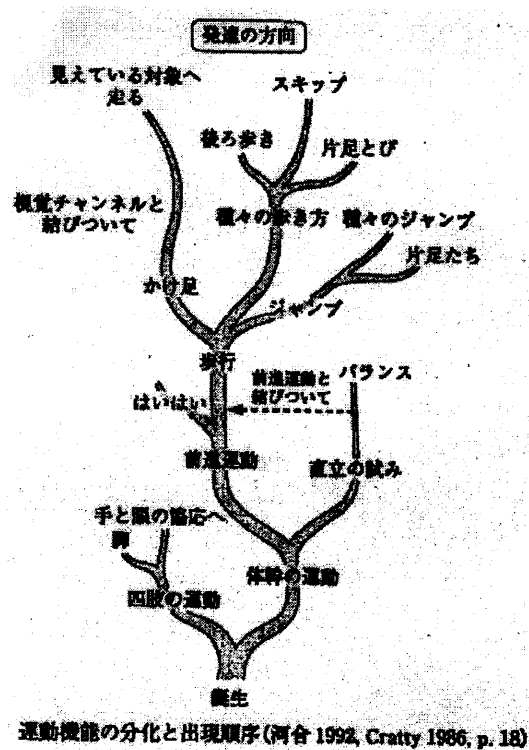


図 1.1. 心理学の分野における運動機能の出現順序の整理 (文献 [加倉 05] より).

[木村 04]. Kinematic data は力が作用した結果を記録したものであり、それだけでは異常歩行の原因を求めることができないため異常歩行パターンの力学的要因をとらえる Kinetic な歩行評価法の開発が求められている [中村 03].

Kinetic な (運動力学的) 方法では動きそのものを起こさせる要因である力との関連において、歩行動作を分析する。床反力測定、足底圧痕測定、加速度測定 [小林 06] などがある。床反力を計測できる代表的なものは床反力計で、前後分力、側方分力、垂直分力の 3 方向の力を測定できる [明石 73]。また、荷重和が測定できる台はかり [藤井 05] がある。しかし、歩行領域を制限され、歩行状態での計測ができないという欠点がある。自由歩行が可能な方法の一つはフットスイッチ (足底に何箇所かスイッチをとりつけた特殊な靴を使用し、スイッチの on/off により足底の接地状態の時間的な特徴を計測する方法) [関本 94] である、より自然な歩行が可能な場合には古くからトレッドミルが用いられている [CG75]。トレッドミルは、加速度や歩幅、立脚時間などの測定に用いられているほか、家政学の分野における靴と健康状態の関係を調べる研究や [川上 02]、リハビリテーション工学での運動計測 [WBR05]、人工現実感の分野では視覚情報と姿勢制御の関係を調べる研究 [久木 97] などに用いられている。これを床反力計と組み合わせることで、歩行中の足底圧測定を行う研究が医学の分野などで試みられている [DC93]。これは歩行状態で Kinetic なデータを計測するための一つの解決方法であるが、自然歩行と比べると計測時に不安定さがあることや、装置が大規模なため、計測を意識しないで

表 1.2. 歩行の計測手段の大別と測定対象

計測手段		主な測定内容
Kinematic data	ビデオ	関節の角度変化, シルエット
	バイコン [増田 03]	三次元計測
	ストロボスコープ	身体の上下動
Kinetic data	床反力計	足底圧の三方向分力
	台はかり	足底圧荷重
	足圧痕・圧感光紙・圧力センサ	足底圧の分布
	筋電図	筋活動
その他	加速度センサ	装着部の運動軌跡
	ストップウォッチ	歩行周期
	フットスイッチ	接地時間
	トレッドミル	エネルギー代謝
		歩行距離を確保した計測 (各種センサとの組み合わせ)

測定を行いたい場合には不向きなどの問題が残る*1.

歩行は人間の基本的且つ重要な機能であるため、様々な研究分野で歩行に関わる研究が行われている。デバイスや解析手法によって、得られる情報、計測エリアの大きさ、自然な歩行が可能か否かなどの条件が異なり、それぞれに適した計測手段と分析方法が用いられている。現在、歩行計測は、運動学、体育学、医学（リハビリテーション、整形外科学、老人医学）、歯学、装具学、工学（ロボット工学、コンピュータグラフィックス、画像処理、パターン認識、人間工学）、心理学などの研究分野で行われている。工学的見地からの歩行メカニズムに関する研究は古くから行われており [VM69][MF68], ロボットやコンピュータグラフィックスの分野では、自然な歩行生成のための運動モデルに関する研究などが進められている [加藤 75][栗山 01][伊藤 05]. 各研究分野における研究内容と用いられている主な計測手段を表 1.3 に示す。次にこれらの研究のうち、属性抽出に関わるものを属性ごとに詳しく述べる。

*1 被験者が自由に行う歩行を自由歩行 (free walk) という。そのうち好みの速さによる歩行を自然歩行 (natural walk) という。一定速さのトレッドミル上の歩行は強制歩行 (forced walk) という [中村 03].

表 1.3. 歩行計測を扱う研究分野とその研究内容及び主な計測手段

研究分野		研究内容	計測手段
医学	整形外科学	転倒予防	圧力分布 [宮原 93] ビデオ [阿江 99][下野 99]
	リハビリテーション	歩行訓練	トレッドミル [大塚 00]
	耳鼻咽喉科学	安定性	速度測定器 [渡辺 98] 圧力センサ [中野 95]
	歯科学	安定性	圧力センサ [早川 00]
工学	機械工学	二足歩行ロボット	加速度センサ・ジャイロ [大瀧 01] トレッドミル
	VR・グラフィックス	歩行動作生成	磁気センサ [小牧 99] 圧力センサ [TSS+00]
	パターン認識	個人性抽出	ビデオ [村瀬 92][HHN99][OPS+97] 加速度センサ [Tam97]
	人間工学	年齢推定	ビデオ [深山 01]
	福祉工学・装具学	製品設計 装具の評価	ステレオ計測 [木村 04] マーカ計測 [赤沢 98] マ光学計測 [鈴木 00]
	犯罪工学	足跡の同定	感圧紙 [FHR92]
	運動学・体育学	歩行能力測定	ビデオ [明石 73] 床反力計 [柳川 98]
心理学		発達度評価 空間認知	ビデオ [マー 93] [窪田 97]

1.2.3 歩行を用いた人物属性情報抽出の従来技術

個人性

人は歩いている人のシルエットを遠目に見たり、足音を聞いたりしただけで誰であるかを判断することができるように、歩行には個人の特徴が現れる。歩行の特徴から個人性を抽出する研究は、1990 年頃に始まり次第に増えつつある。シルエットの変化などの kinematic なデータを用いる手法と、足裏の圧力分布などの Kinetic なデータを用いる手法の 2 通りがある。Kinematic なデータを用いる手法では、カメラ映像からウエーブレットを用いて歩行者を抽出する手法 [OPS+97]、歩行映像の固有空間を求めて識別する手法 [HHN99][泉 03]、人物の輪郭に基づく特徴量を用いて HMM により個人識別を行う方法 [岩元 03]、歩行者のシルエットの周期的な変化により識別する手法 [村瀬 92][CGS02][WTNH03][BJ01][TB01][SPL+05] などがある。これらの手法では、実験環境において 80% から 90% の個人識別率が得られている。シルエットの時空間的な変化特徴により十数名の認識で 97% の高精度を実現している例もある

[伊藤 06]. これらの手法では、背景からシルエットの抽出がうまく行えるかどうか精度の良し悪しを左右するため、実環境に適用するための前処理も研究課題になっている。Kinetic なデータを用いる手法では、台はかりを用いて測定した床への圧力の時間変化に基く個人識別の検討 [藤井 05] や、圧力センサを用いて得られた足圧の時系列データからの個人識別 [山西 06] が検討されている。その他、犯罪捜査を目的とした足跡画像照合のシステムが提案され、圧力値の高低が濃淡で表された画像を用いて、靴の種類や靴底の減り方から個人性が識別できることが報告されている [FHR92]. 足跡は、靴底の形状情報だけではなく、歩き方、それによる靴の減り方に現れる歩行特徴を抽出する有効な手段である。足音の個人性についても、人間は、足音の踵の着地時の音と踵以外の着地時の音との二つの音の間隔や大小関係から個人性を認識しているのではないかと報告がある [田中 01a].

年齢層

年齢によって歩幅や速度が変化することは以前から指摘されている [マー 93]. 柳川 [柳川 98] は、青年と高齢者の歩行動作の比較を行ない、加齢によって基本的な歩行のパラメータが変化し、高齢になると歩幅が狭くなることを示した。こうした研究は、高齢者福祉や医療の分野で多数行われている。深山 [深山 01] は、歩行動作のシルエット映像を用いて、幼児、成人、高齢者の識別を行った。おおまかな年齢層の違いを推定するために、身長に対する歩幅の割合などが有効であることを心理物理学的な立場から実験によって示したが、年齢の識別を行うには至らない。

性別

性別による歩行特徴については、マーカーを装着して撮影したビデオ映像を用いた、心理物理学的な立場からの歩行特徴の男女差の研究がある [Bar78]. 渡邊は、歩行の男女差について、基本的な歩行のパラメータの測定値にみられる相違を報告している。

病状の有無

整形外科やリハビリテーション科においては、以前から歩行計測が行われ、病状の有無の診断に用いられている。正常歩行は種々の臓器系機能が統合された結果であり、非常に効率のよい運動となっている。そのため、一部の臓器系に機能障害があれば、最適な運動パターンは乱れ、効率も低下する [中村 03] といわれる。このため、歩行計測の結果は、関節の障害などのように歩行運動に直接的に作用する病状だけでなく、身体全体の機能の回復度の指標などにもなり得ることが知られている。医療の分野では、患者と健常者を比較するために、歩幅や速度などのパラメータが用いられるが、主に特定の疾病の症例研究のためである。

高齢者の事故リスク

転んで骨折をし、それがきっかけで寝たきりになる高齢者が増加し、高齢化社会における老人福祉の分野で問題となっている。このため、転倒しやすさなどの事故リスクに応じて予防的に治療や体操を行ったり、生活環境を改善したりすることが必要になっている。こうした背景から、高齢者の事故リスクの推定に関する研究が行われている。阿江 [阿江 99] は、ビデオ映像から、高齢者の爪先上がり角を測定し、転倒しやすさの指標としている。これらの研究から、歩行のいくつかのパラメータが転倒しやすさの指標になり得ることがわかっているが、マーカを装着したり、歩行の時に踏む領域を限定するなど、高齢者には負担になる手法もあるため、より簡易な測定手段が必要とされている。武藤 [武藤 00] は、転倒回避能力の指標として、10m 全力歩行、最大一步幅、40cm 踏み台昇降の結果から”健脚度”を定義している。西沢 [西沢 99] は、歩行の速度が歩行能力を示す重要なファクターであるとしている。泉らは歩行遊脚期の短縮により歩幅は低下すると報告している。高齢者の歩行能力の低下は筋力の低下、およびバランス能力の低下が大きく影響していると考えられる。西沢は歩幅が減少する原因として、筋力の低下、股関節可動域の低下、前傾の歩行姿勢による影響があると報告している。しかし、転倒のしやすさの有効な指標はまだわかっていない。

歩行測定は、健康指導を行う機関が測定手段を有する場合に行われているが、パラメータの標準値やよし悪しの基準が確立していない。

健康状態

歩行のバランスと健康状態には密接な関係があり、体調が不調であると靴底の減り方の偏り、姿勢の低下、内股になる、歩行速度が低下する、などの歩行の変化が現れることが知られている。歯科学の分野でも、噛み合わせの良さと歩行の安定性の関係が報告されている [早川 00] ほか、心理学の分野における運動機能の発達の研究でも身体のバランスと歩行が密接に関係することが知られている [乾 01]。

医療・健康の分野で一般的に良く知られている知見にあおりとローリングがある。正しい歩行（健康的な歩行）のための重心移動とそれに伴うローリングとよばれる足底（そくてい）の運動に関する知見である。これらは、フィットネス系の歩行の指導書や運動学などの分野で、多少の表現の違いはあるが多数の文献に記述されている [ハク 96]。

あおり 足底にかかる圧力の中心が踵から体の外側寄りを通して爪先に抜けていくように足底を使うことを指す。医学的文献や運動学的文献 [中村 03] の記述によれば、接地から足指離地までの立脚相における足底圧の分布は、踵末端からやや前方の部分に一つの大きな頂点があり、土踏まずの部分は低く、中足指関節から母指球にかけてふたたび大きな頂点となり、強い力で床をけて遊脚相に移動していく。最も足底圧の高い点を結ぶ線は踵部中央から出発して足のやや外側にかたよって小指球に達し、ここから内側に向かって母指球を通り母指に抜けていく軌跡をえがく。健康・フィットネス [中原] の分野

でも、同様の表現が用いられている。医学的には回外、それ以外の分野ではあおりという表現が使われることが多い。

ローリング 踵から着地し、踵から爪先まで、足底の一部を順番に接地させ、爪先で蹴り出すように足底を回転させるように使うことをローリングと呼ぶ。正しい歩行に必要な足の動きとして、主に健康・フィットネス分野を中心に広く知られ [青木 98]、足底のローリング、または回転運動と呼ばれることが多い。

これらの二つの要素を合わせてあおりと表現されている記述も見受けられるが、本論文では、重心の移動と足底の接地部位の移動とは区別して考え、前者をあおり、後者をローリングと呼ぶことにする。図 1.2 および図 1.3 に概念図を示す。しかし、これらの知見は定性的なものであって、歩行の良さを定量化する研究はまだない。

以上、歩行に関する従来技術をまとめると以下ようになる。

- 歩行計測の歴史としては Kinetic な方法が古く、足裏の圧力分布は、初期から注目されてきた。これは歩行の定義という観点からみて自然である。
- 初期に行われた足跡をつけるという原始的な方法は、自然に近い歩行の状態を計測できるという大きなメリットがあり、歩幅の計測も古くからは地面につけた足跡の計測により実現されてきたように、空間的な計測についてはそれなりの精度が得られていた。
- 床反力計など圧力値の定量化を可能にした計測機器が開発され、医療分野や健康分野を中心として用いられるようになったが、自然歩行との両立は困難である。
- 映像技術の進歩により、Kinematic な方法が用いられるようになった。
- Kinematic な方法は、ビデオによる気づかれない計測がセキュリティへの応用に注目され、近年、個人識別研究が盛んである。しかし、映像中から人物領域をいかに切り出すかが重要な課題である。
- Kinematic な方法で精度を求める場合にはマーカ計測など拘束が必要なため、Kinetic な場合と同様に、精度と自然歩行の両立が難しい。
- いくつかの分野において歩行計測データと属性の関係について知見が存在するが、(1) 個人性以外では属性抽出の自動化手法が提案されているものはない。(2) 統一的な計測手法は確立しておらず、同じ被験者の歩行を対象としていても、知りたい属性情報の数だけ異なる計測を行わなければならない。

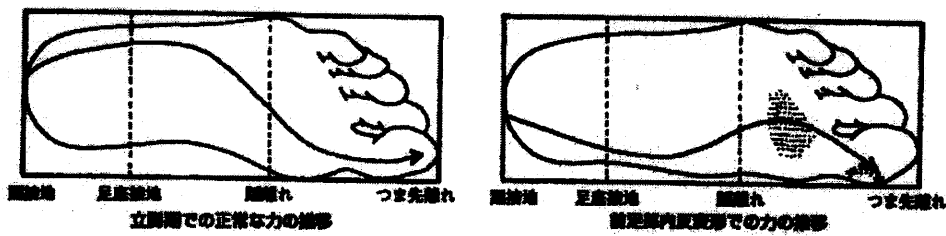


図 1.2. あおりの概念図 (文献 [加倉 05] より).

左側の図のように歩行に伴う重心移動の経路が踵から始まり、第 1, 第 2 指付近に抜け、中足部では一旦進行方向に対して外側寄りを通る状態を指す。

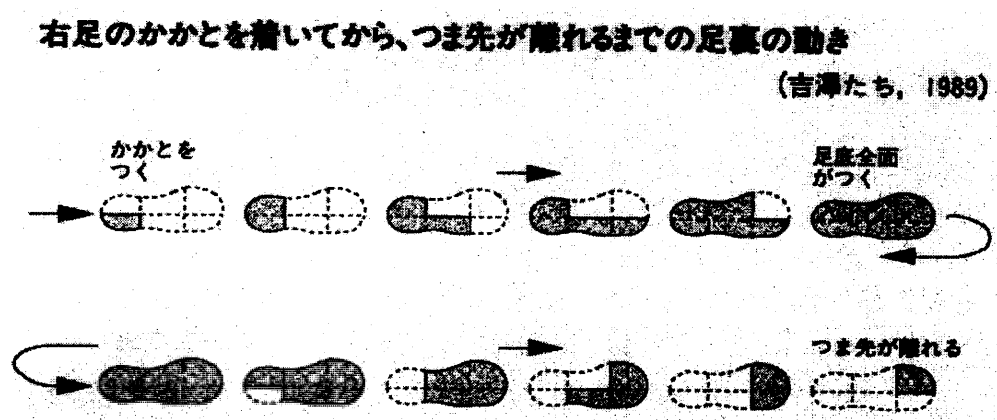


図 1.3. ローリングの概念図 (文献 [青木 98] より).

踵から接地し、足底を回転させるように接地部位が進行方向に移動する状態を指す。

1.3 本研究のアプローチ

1.3.1 デバイスの選択

歩行に注目して属性抽出を行う場合、どの計測手段を用いるのがよいだろうか。上述のように、歩行計測の歴史としては Kinetic な方法が古く、足裏の圧力分布は古くから注目されてきた。初期に行われた足跡をつけるという原始的な方法は、自然に近い歩行の状態では足裏の圧力分布を計測できるという大きなメリットがあり、歩幅の計測も古くからは地面につけた足跡の計測により実現されてきた。これは、歩行の定義（「下肢の交互運動により重心を移動させる動作のうち、左右どちらかの足が常に接地しているもの」）から考えても自然である。そこで本研究では、人物属性情報抽出のための歩行計測法として、Kinetic な方法である足裏の圧力分布に着目する。映像技術の進歩により用いられるようになったビデオなどの Kinematic な歩行計測方法は、映像中から人物領域をいかに切り出すかが重要な課題であるのに対し、Kinetic な方法では信号の切り出しが容易であるというメリットもある。また、Kinematic な方法で高精度な計測を目差す場合に用いられるマーカ装着などの拘束が不要である。

現在では床反力計など圧力値の定量化を可能にした計測機器が開発され、医療分野や健康分野を中心として広く用いられているが、床反力計では空間的な解像度が得られないことと自然歩行との両立が困難であることが問題である。そこで本研究では、解像度が高く自然歩行計測が可能な手段として、次章以降で述べる独自に開発された圧力センサを用いる。

従来、いくつかの分野において歩行計測データと属性の関係について知見が存在するが、個人性以外では属性抽出の自動化手法が提案されているものはなかった。また、統一的な計測手法は確立しておらず、同じ被験者の歩行から属性を抽出する場合でも、知りたい属性情報の数だけ異なる計測を行わなければならなかった。

本研究では、人物の歩行動作から、セキュリティ、マーケティング、医療、健康の各分野へ横断的に利用可能な人物属性を抽出する基盤技術の確立を目指し、そのための統一的な計測手段を確立する。最終的な目的は、自然な状態での歩行を一度行うだけで意識せずに計測が行なわれ、セキュリティ、マーケティング、医療、健康などの分野に適用可能な色々な属性情報を取得することである。

1.3.2 本研究の目標

本研究では、次の二つを目標とする。第一は、自然な歩行から安定した情報を得るための統一的な計測法の確立である。拘束性がなく自然な歩行の状態において高精度な計測を行い、それによって得られるデータから属性を抽出するための各種のパラメータを抽出する一連の手法を確立する。第二には、従来の知見を計測可能な物理量として工学的な表現に置き換えパラメータ化し、従来から用いられているパラメータや知見とも整合性のよい形での自動的な特徴抽出や識別処理を実現することである。また、その結果をパラメータを具体的な属性抽出の問題に適用し、各種の属性抽出手法への歩行情報の適用可能性を明確化する。

1.3.3 本論文の構成

本論文では、人物属性抽出を目的とした足裏の圧力分布（以下、足圧分布）に基く歩行計測法について述べる。本章では、まず、各サービス分野における人物属性抽出へのニーズを述べた。これに基いて本論文で扱う人物属性情報の範囲を個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスクの6種類に絞り、それらに対し、生体情報からの認識が有効であることを述べ、従来手法をまとめた。そして、これらの属性抽出に対する統一的な計測手段として、医学など一部の分野で古くから注目されながらも属性抽出手段が確立していない歩行情報に注目することを述べた。

次に、歩行情報を扱う準備として、人の歩行に関する従来知見述べ、計測システム、及び計測されたデータを用いて人物属性情報を抽出する技術を構築する際に必要と考えられる情報を整理した。また、歩行計測手法の特徴を整理し、本研究において圧力センサというデバイスを選択する理由を述べた。このセンサは従来になかった自然歩行が可能な手段であり、従来から歩行計測が行われていた医療・健康分野の知見との整合性もよいという特徴をもつ。本論文中の属性抽出手法は、すべてこのセンサデータを基に行われるものである。

次章以降では、自然な状態の歩行から安定した情報を得るための計測法の確立と、計測された情報の有用性の具体例に基づいた検証について述べる。まず第2章は、前節で述べた本研究の第一の目標に対する検討である、歩行パラメータの自動計測技術について述べる。安定した計測データの取得、計測データを観察しやすくするためのセグメンテーション、従来知見と整合のとれたパラメータの抽出、の三段階で情報抽出を行う。大面積圧力センサの構造と、圧力センサから歩行データを得る方法と、歩行データのセグメンテーションの手法について述べ、各種の歩行パラメータを定義し、それぞれの特徴を整理する。歩行データのセグメンテーションには統計的モデルを用いた独自の手法を提案し、歩行動作に伴う圧力センサデータを統計的モデルとして扱う妥当性を論じる。

第3章と第4章は、1.3節で述べた本研究の第二の目標に対する検討である、歩行パラメータからの人物属性情報抽出技術について述べる。第3章では、第2章で定義した各種の歩行パラメータを用いて、各々から個人属性情報を抽出する具体的な手法について述べる。その結果、本章において本論文の対象範囲として整理した人物属性情報（個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスク）のすべてについて、歩行特徴に基づく情報が抽出できることを示す。第4章では、圧力センサ情報の活用方法として、圧力センサ情報を他のセンサ情報と統合的に用いる属性識別の方法と、圧力センサ情報の視覚的に有効な提示方法について述べる。まず、センサの同期信号としての利用方法、具体例としては性別の識別において、画像や音と統合的に用いる例を示す。また、歩行パラメータの視覚的に有効な提示方法についても考察する。

第5章では、第4章までに述べた各応用例に対し、それらの到達点と今後の課題をまとめ、本論文の結びとする。

第2章

歩行パラメータの自動計測技術

2.1 序言

第1章では、属性を必要とする主な分野をセキュリティ、マーケティング、医療・健康の3つに分類し、これらの分野で必要とされる属性のいずれもが、歩行情報から認識できる可能性があることを述べた。そのうえで、歩行に関する定義や知見、および歩行を用いた人物属性抽出に関する従来研究をまとめ、本研究における歩行情報取得の方法として、圧力センサを用いる理由を述べた。

本章は、歩行時の足裏の圧力データ（以下、足圧データ）に基づき、歩行パラメータを自動的に求めるための計測技術の確立を目的とする（1.3節で述べた本研究の第一の目標に対応する）。次章では、歩行パラメータを用いた統計的な分析を行うが、そのために必要なすべての歩行パラメータを本章において定義し、それらの抽出方法を考える。

本章の構成は以下の通りである。2.2節では、属性認識に必要な歩行パラメータの自動計測に求められる条件と、計測方法のアプローチについて述べる。2.3節では、大面積圧力センサの構造とこれを用いた歩行計測システムの構成を説明し、これを用いた圧力時系列画像の取得方法について述べる。2.4節では、圧力の時系列画像から一步分の時空間データである足の接地パターンを抽出する手法を提案する。2.5節では、接地パターンからの歩行パラメータの抽出について述べる。

2.2 属性抽出のための識別系の構成

属性識別を行うプロセスは、図2.1のように、圧力センサによって計測された歩行情報（足圧データ）に対し、計測、パターンの分離と正規化、識別特徴への変換、識別から成る。これは一般的なパターン認識の過程として文献[鳥脇93]に示されている計測、前処理（切り出し・雑音除去・正規化など識別に有効な特徴量を得るための処理）、特徴抽出、抽出された特徴量を用いた識別、というプロセスとも合致している。

従来では、アプリケーションごとに計測手段が異なっていたため、扱う属性のカテゴリごとに個別の識別系が組まれてきた。これに対し、一つの計測手段で得られた共通の入力情報か

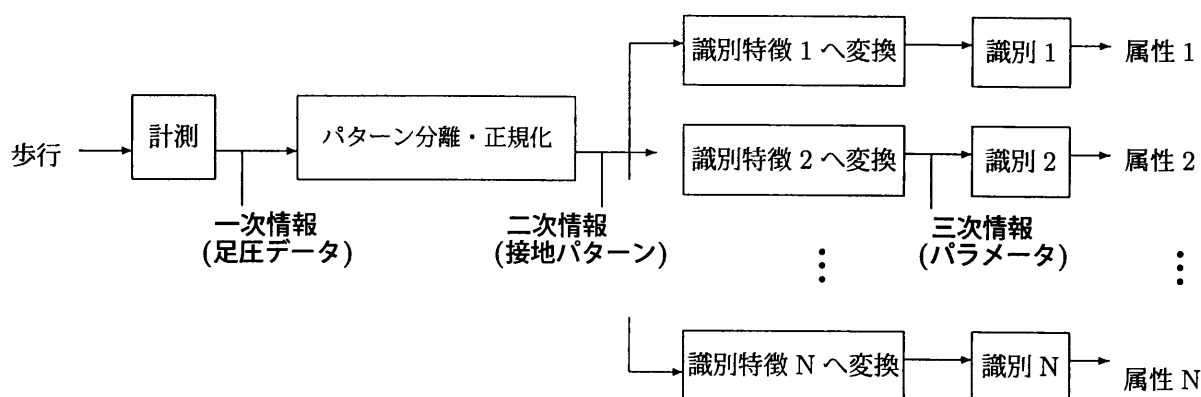


図 2.1. 属性抽出のための識別系の構成

共通の入力から複数の属性抽出を行うために適した識別のプロセス。前処理の一部分を共通化することで、共通の入力系からの複数属性の抽出を効率的に行う。

ら、効率的に複数のカテゴリーの属性を識別する効率のよい識別系を考える。識別特徴への変換および識別では、異なるカテゴリー間のクラスを同時に扱うのは困難であり、それぞれのカテゴリーに含まれる少数のクラスの分離をカテゴリーごとに扱う方が、最適な特徴量と識別軸の選択を行いやすい。そこで、識別特徴への変換と識別は属性のカテゴリー別に行い、入力と計測、パターン分離と正規化を共通化して効率化することを考える。本研究ではパターン分離と正規化の処理を属性のカテゴリー間に共通とし、特徴抽出以降の処理を属性ごとに行うことにする。計測の結果得られる歩行情報、パターン分離結果、特徴抽出結果は便宜的にそれぞれ一次情報、二次情報、三次情報と呼ぶことにする。本章以降で定義する足裏の圧力分布に基づく統一的な計測法の確立のため、セキュリティ、マーケティング、医療・健康の各分野へ横断的に利用可能な統一的な計測法が必要である。どんな属性の人からも負担なくデータを収集できる計測手段であることが一次情報抽出の目標である。また、一次情報抽出は、従来用いられているパラメータを表現可能な解像度が確保できる必要がある。次に、二次情報抽出では、二次情報を用いて基本パラメータが容易に算出でき

るよう、安定したパターン分離と正規化が行われている必要がある。三次情報は従来用いられているパラメータとの整合性が良いことと従来知見と同等以上の情報が得られることが必要である。

2.3 一次情報の抽出

2.3.1 足圧データ計測の要求条件

一次情報抽出の目標に対し、システムの構造に対する要求条件と計測精度の要求条件を整理する。

システムの構造上の条件

一次情報取得の一つめの目標は、どんな属性の人からも負担なくデータを収集できる計測手段の構築である。例えば、医療・健康分野への利用を考えた場合、高齢者や病人を対象とした計測では装具を必要としないことが重要である。セキュリティやマーケティング分野への利用を考えた場合には、対象となる人に意識させないことが重要である。これらを総合的に考慮すると、自然歩行計測が可能であることが一次情報抽出の要求条件となる。具体的には、またぎ越ししないで済むように高さがなく、従来から用いられている歩行の基本パラメータを計測するために十分な計測エリアがあることが必要である。数値的には、あおり運動の測定には少なくとも約 6m の平坦な歩行路が必要と言われている [加倉 05]。

計測精度に対する条件

二つめの目標は、従来用いられているパラメータを表現可能な解像度が確保できることである。空間解像度については、二次情報である接地パターン抽出において、足底の最小の部分領域が最低数画素以上の解像度が必要である。足底の部分領域のうち、最小の部分領域である第 5 指を数画素で得るために、一次情報では最低 5mm の空間解像度が必要である。

時間解像度については、三次情報の段階で、時間パラメータが高精度で求められるだけの精度が必要である。一歩時間、遊脚期間など、時間的パラメータは 0.15 ～ 0.6 秒程度である。時間パラメータについての詳細は 2.5.2 節で述べる。時間パラメータの従来基本的な計測手段であったビデオ撮影 + 目視では、最小の時間パラメータは数フレームでしか捉えられず、サンプル間の差が抽出できなかった。サンプル間の差を抽出するには、最小の時間パラメータの長さ (約 0.15 秒) の 1/10 程度の分解能が求められる。従来手段であるビデオカメラとの整合性を考えると、そのフレームレートの整数倍である毎秒 60 フレームが適当と考えられる。

圧力については、歩行の一周期の中での圧力の最大値、最小値が計測できることと、圧力値を画像の階調値として扱う都合上、画像の階調値と整合することが条件である。体重と踏み込みの圧力から考えて、計測可能な最大圧力としては $2.5\text{kg}/\text{cm}^2$ 程度であるため、 $2.5\text{kg}/\text{cm}^2$ を 256 段階で出力できれば充分である。

表 2.1. 大面積圧力センサの特徴

空間分解能	5mm × 5mm
時間分解能	毎秒 60 フレーム
圧力分解能	荷重範囲 0 ～ 2.0kg/cm ² を 8 ビット表示
ヒステリシス	最大 16.9%

2.3.2 圧力センサによる計測装置

従来の kinetic な歩行計測手法では、計測装置の高さによる段差のまたぎ越しが生じたり、装置の計測エリアが狭く、その上に意識的に足をのせなければならないなどの理由により、これを満たす手法はなかった。1980 年代から足裏の圧力分布を計測可能な耐久度をもつ圧力センサが開発され始めており、現在いくつかの製品が市販されている。しかし初期のものは十分な計測エリアが確保できていない。例えば、感圧の導電性ゴムを用いた足圧分布計測装置 [石川 82b][石川 82a] は、段差は少ないが計測エリアとしては一歩のみである。その他、靴の中敷タイプのものがある [HW88]。

現段階で、前節で述べた一次情報取得の二つの要求条件を満たす計測手段として、図 2.3 に示す大面積圧力センサが適している。これは、平成 6 年から平成 10 年にかけて、元 NTT ヒューマンインタフェース研究所 (現 NTT サイバースペース研究所) で開発されたものである。以下にこのセンサの特徴と、これを用いた歩行計測システムの構成を示す。

- 主な特徴
計測エリア 520mm × 3520mm 標準歩行時 (毎分 67～85m) ・ 標準歩幅 (66～67cm) で 5 歩以上の歩行が可能である。
- センサの構造
センサは、2 枚の導電性薄膜間の抵抗値が圧力により変化することを利用して、2 次元の圧力分布を高速に計測するものである。図 2.2 にセンサユニットの構造を示す。絶縁体のシート上に電極パターンと導電性のインクをストライプに印刷した 2 枚のシートをストライプが直交して格子状になるように貼りあわせたものが 1 枚のセンサユニットである。このユニットを複数枚連結して大面積化している。本研究で用いたシステムでは、自然歩行が可能な長さを確保するため、6 枚または 8 枚のユニットが連結されている。複数 (6 ～ 8 枚) のユニットは並列駆動される。ユニットごとにスキャンされた格子点の抵抗値は PCI バスで PC に転送され、PC 上で 1 枚の画像として再構成し出力する。その結果、圧力画像の時系列が得られる。
- システムの概観と計測方法
図 2.3 にシステムの概観を示す。床面からの高さは 6mm 程度であるが、境界を全く気にせず歩けるようにセンサエリアよりも前後に 1 メートル程度長い薄い布で覆って助走

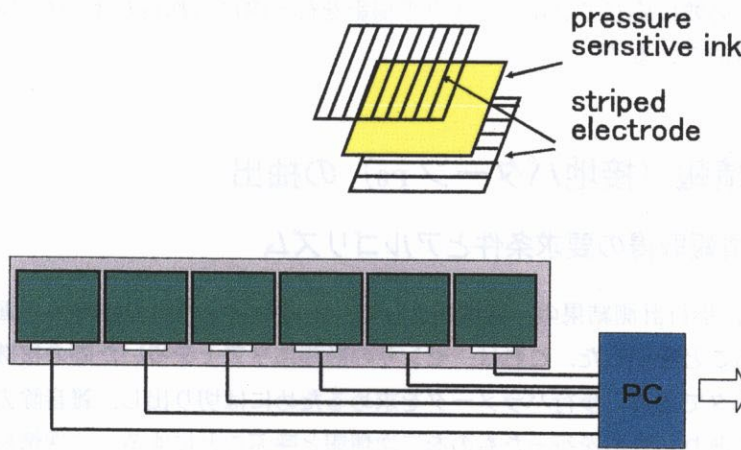


図 2.2. 圧力センサの構造

導電性のインクを用いたシートからなるセンサユニットを複数枚連結して大面積化し、PC 上で 1 枚の画像として再構成し出力する。

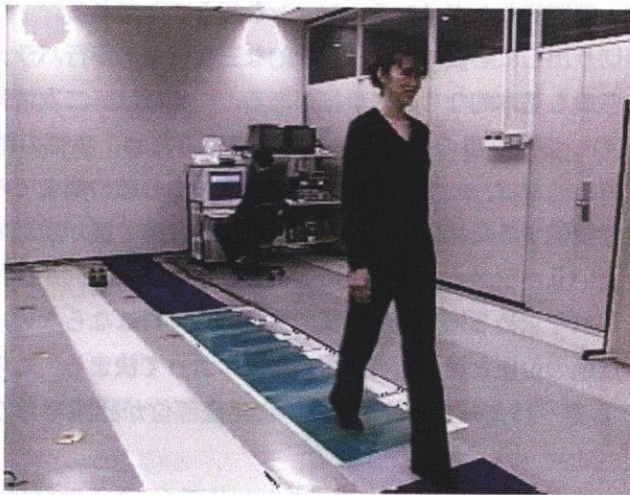


図 2.3. 大面積圧力センサの概観

領域を設け、自然な歩行途中のデータを収集する。布の色は、病院の壁などにも馴染みやすく、必要に応じてブルーバックの撮影を行う際にも都合がよいなどの理由により、青色を用いている。^{*1}

2.4 二次情報（接地パターン P_0 ）の抽出

2.4.1 二次情報取得の要求条件とアルゴリズム

2.3.2 節では、歩行計測結果の一次情報として、圧力センサの出力の時系列画像（足圧データ）が得られることを示した。これは、センサの計測エリア上を歩いた際の複数歩分の情報が含まれた生データである。歩行パラメータを求めるためには切り出し、雑音除去、正規化などの処理が必要であり、これを行ったものを二次情報と呼ぶことにする。二次情報抽出の要求条件は、三次情報の歩行パラメータ算出の定義から決まる。従来から用いられている歩行パラメータは、時間的なパラメータも空間的なパラメータも、最低の単位として一步を基準にしている。つまり二次情報は、一步の単位ごとに切り出された圧力の時空間パターン（以下、接地パターン）である必要がある。一步とは、片方の足が地面についてから離れるまでであるから、センサエリア上で交互に左右の足が接触して通過した領域を空間的に分離することができれば、その領域の大きさに基いて一步という単位の空間的な正規化ができ、同時に一步という単位の時間的な正規化もできることになる。以上の条件より、二次情報抽出の第一の要求条件は、安定した空間的・時間的なセグメンテーションを行うことである。

次に、二次情報の切り出しに必要な精度は具体的な三次情報の歩行パラメータの定義から考える。三次情報のうち最も基本的なものに歩幅がある。歩幅は、二次情報抽出で行うセグメンテーションの結果の一步と一步の間の距離として求めるため、歩幅の精度はセグメンテーションの精度で決まる。通常は、一步の踵の端から次の一步の踵の端までの長さとして計測されるため、歩幅を自動認識するためには、二次情報抽出の段階で踵が認識できていなければならない。また、足角というパラメータは、足の踵と第二指を結ぶ方向が歩行の進行方向に対して成す角度である。これを求めるには指も認識できていなければならない。足角の精度は二次情報の段階で求めた踵の位置と第二指の位置の精度によって決まる。このため二次情報抽出の第二の要求条件として、パターンの分離と同時に足底部位が認識できていることが挙げられる。

図 2.4 は足圧時系列画像（一次情報）を二次元のセンサ面 (x, y) と時間軸 (t) の空間に概念的に示した図である。点線で囲った領域が一步一步に相当する時空間領域である。以下では、この一步分の時空間データを認識し、一步ごとに切り出された足圧データに部位情報が付加されたものを接地パターン（二次情報）と呼ぶことにする。

^{*1} 床の色に関しては、床面の色を変えた歩行実験の従来研究が心理学の分野で行われており、青色はどちらかというと歩きにくく感じる色であるが、床の色によって速度に有意な変化は起きないことが示されている [窪田 97]。

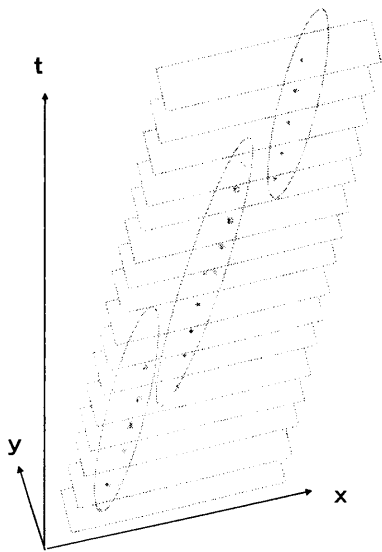


図 2.4. 時空間的に見た足圧時系列画像（1 次情報）の概念図

2.4.2 一步のセグメンテーションにおける問題（文字認識との類似性）

足圧画像時系列からの一步の切り出しは、手書き文字の認識と問題の性質上類似点が多い。図 2.5 のように、不安定な歩行で一步一步のパターン間の距離が近かったり、向きを変える際の歩行で一步一步の向きが異なったり、また一步が部分領域に分かれていたりする場合、歩行を特徴づける単位パターンを安定に切り出すことは容易ではない。文字の切り出しの難しさは、「へん」や「つくり」などの分離や結合である。「へん」「つくり」の存在以外にも、文字同士の重なりや文字のかすれにより切り出しが難しくなる [堀 01]。図 2.6 のような手書き文字において、へんとつくりの部品の分離や結合 (女, 子, 木, 交) により一文字の単位を認識するには文脈の情報も用いないと難しい。オンラインの場合にはある程度時間的に分離ができるが、筆順誤りなど分離を困難にする要因がある。足圧パターンも、踵、爪先、指などの部分領域から成り (文字の例で「へん」「つくり」に相当する)、隣接する別の一步との分離が難しい場合がある (表 2.2)。文字ではマスや行が並んでいる場合にはその情報を利用できるように、足圧では健常者の歩行に限るれば歩幅や右、左、右、… とならぶ情報を用いることができる。両者の違いとしては、文字認識では、文字部分を切り出した後、言語情報を用いて文字どうしの分離を行うことができるが [影広 03] 歩行の場合は言語情報に相当するものがない。「へん」と「つくり」の種類や配置の組み合わせは多数であるのに対し、足形状では踵、指などの数と位置関係は左と右の 2 パターンである。

次に、上述の性質を考慮してパターン分離のアプローチを決定する。取り得る方法としては表 2.3 に示したようにトップダウン的な方法、ボトムアップ的な方法、両者の混合とがあるが、上述の変動要因により、どちらか一方では難しい。文字認識では、両者の混合として文の意味を認識しながら切り出す方法が有効であることが知られている。そこで同様に、混合的な方法



図 2.5. 足圧画像の例.

リハビリテーション患者の U ターン歩行練習のデータ (重畳画像). 踵, 爪先, 指などの部分の離れや接地順序の不動, 足の向きの変化により, 一步の単位分離が困難.



図 2.6. 手書き文字画像の例

へんをつくりの部品の分離や結合 (女, 子, 木, 交) により一文字の単位を分離し「女子校」と認識するには, 文脈の情報も用いないと難しい.

として, 部位を認識しながらパターン分離を行うことにより, ロバストにパターン分離を行うことができると考えられる.

2.4.3 接地パターンのモデル化による検出

足跡画像の作成

歩行は足底の回転運動を伴い, 健常人では足底全体が同時に接地していることはほとんどなく, 圧力分布画像の時系列のうちのどの時刻の画像をとっても, 完全な足型にはならない. このため, 時系列のうち一枚だけの画像から, その加圧部分がどちらの足のどの部分によって加圧されたのかを認識することは容易ではない. そこでまず足圧時系列画像を時間的に重畳して各フレームに含まれる部分情報を合成した重畳画像を作成する. 本研究では, 歩行の 1 シーケンスのすべての足圧時系列画像を重ねて, 各画素ごとに最大値を残したものを重畳画像と呼ぶ [大和 95][大和 96]. 重畳画像を求める式を式 2.1 に示す.

$$O(x, y) = \max_{t=1}^T P(x, y, t) \tag{2.1}$$

次にこの重畳画像の足跡部分と背景部分を二値化してから切り出しを行う. 二値の判定は加

表 2.2. 手書き文字画像と足圧画像の認識における問題の性質

		手書き文字	足圧パターン
データ構造		静止二次元データ（OCR）	二次元データの時系列
パターンの単位の構成物		へん, つくり	踵, 指
パターン分離の難しさ	空間的重なり	文字どうしの重なり	足跡の重なり
	時間順序不同	筆順誤り	足裏の接地順序
	多様性	筆圧, 書き方, 形の個人差	足形状, 歩行の個人差

表 2.3. パターン分離のアプローチ

		手書き文字	足圧パターン
トップダウン	構造情報による	言語情報	周期情報 相対的配置
	空間的配置による	行・マス	左右交互の接地 進行方向
	パターン情報による	多数のパターン (文字の種類だけ)	単一パターン (左右二種類)
ボトムアップ		データの密な領域を 切り出し分離・結合	クラスタリング
トップダウンとボトムアップの混合		文の意味を認識しながら 切り出し	部位を認識しながら パターン分離

圧の有無により行い，加圧が観測された領域は 1，加圧が観測されなかった領域は 0 とする．
このようにして足跡画像が得られる．

接地パターン確率的なモデル化

接地パターンは，

- 足底形状や歩行特徴の個人差
- 試行によるぶれ
- 装置の計測誤差

などによりサンプルごとの相違が大きい．特に足底形状の個人差は大きく，例えば，土踏まずの部分や指の部分の加圧の有る無しの違いによって，得られる接地パターンは様々である．このため，単純なテンプレートのあてはめによって安定した検出を行うことは容易ではない．そこで，上述の変化を吸収できるモデル化を行うことが望ましい．モデル化による認識は，文字の認識でも試みられている．また，計測時のデータの欠損が多い人体計測データの認識などに用いられている [石川 04]．ここでは，接地パターンをモデルにあてはめることにより，安定した検出を行うとともに，足底部位の認識を容易にする．

パターン検出のためのモデル化における一般的な問題として，モデルの複雑さを適切に設定することが必要である．モデルが単純すぎると誤検出の数が増加し，複雑すぎると変化の大きいサンプルが検出できなくなる．本研究では，適切なモデル設定の方針として，以下の方法をとる．

1. 重畳画像の生成プロセスに基づいて、接地パターンが確率的にモデル化可能であることを示す。
2. 足の骨格という物理的なメカニズムに基づいて、足底形状を適切な数の複数の部位に分割する。
3. 分割した部位ごとに正規分布とみなせることを示し、それらの混合分布として足底全体の接地パターンのモデルを表現する。

始めに、接地パターンが含まれる重畳画像データ $O(x, y)$ 上の点は、その生成プロセスにより独立とみなせることを示す。2.3.2 節で述べたように、足圧時空間画像上の 1 点 $P(x, y, t)$ の x, y 座標 ($0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y, x, y$ は整数) は、圧力センサシートの導体の $X \times Y$ 個の格子点の 1 つに対応している。

歩行の 1 サンプルを取得する計測時間を T 秒とすると、 T 秒間に各格子点は $60(\text{回/秒}) \times T(\text{秒})$ 回 (= N 回とする) スキャンされる。重畳画像の各画素 $O(x, y)$ の値は式 2.1 により N 回の計測値の最大値として得られるが、最大値が発生する時刻は各格子点ごとに異なるため、各画素 $O(x, y)$ の値は異なる発生時刻をもつと考えられる。

また、フレーム t_k (整数) における各点の値 $P(x, y, t_k)$ は、時刻 t を連続値とすると、格子点のスキャンによって $t_k \leq t < t_{k+1}$ の異なる時刻 t に読み出して得られたものである。1 つの格子点の値が $0 \leq t \leq T$ のある時刻に読み出される確率は $1/N$ である。実際はセンサ面全体の等速度スキャンの繰り返しにより行われているが、確率的にはランダムに読み出した場合と等価である。従って、一定時間内で時間情報を縮退させた足圧重畳画像においては、足底の接地パターンを“時間的に独立に検知された圧力点群の集合”とみなしても問題はない。

そこで、1 点への加圧を 1 試行と考え、接地パターンを多数の試行 (様々な人のデータ) により生成された確率的な分布として扱う。

混合分布によるモデル

まず、あてはめに必要充分と考えられる自由度をもったモデルの初期配置を構成する。それには、以下のように医学的な根拠に基いて設定した。立位時の体重負荷による圧力は、足底の主要な骨が構成する部位の中心から円形に広がるように分布している。足底の部位は、その骨格 (図 2.7) により、おおまかに踵、中足部、拇指球、爪先中央部、小指球、第一指、第二指、第三指、第四指、第五指の 10 部位に分割することができる。これらの部位に強い圧力が観測されていることは足圧重畳画像の図などからも見てとれる。そこで、上記の 10 部位ごとに内在している確率分布があると考え、足底全体の接地パターンを 10 個の混合分布で表現する。

中野 [中野 95] は、開脚、閉脚、単脚、両足などの様々な条件の直立時や転倒寸前から踏み出しまでの足圧中心の移動許容範囲を測定した。その結果、いずれの条件の場合も足圧中心位置の分布が正規分布であったことを報告している。また、文献 [加倉 03] には踵や前足部などの荷重点を中心に足底圧の分布が円状に広がる様子が等高線として図示されている。一步の接地パターンが得られる途中の足底の動きもこれに類似しているため、各部位におけるある点への加圧の発生確率は、各部位の中心を中心とする正規分布によって近似することが妥当である。

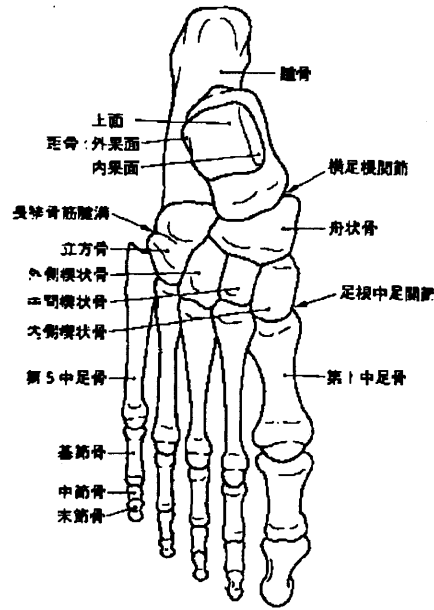


図 2.7. 接地パターンモデルの設計の参考とする足の骨格 (文献 [明石 73] より)

と考えられる。以上より、個々の部位を式 (2.2) のような正規分布として、また、接地パターンを式 (2.3) のような混合正規分布として近似する。

$$g(x|\theta) = g(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.2)$$

$$\hat{g}(x|\eta, \mu, \sigma^2) = \sum_{j=1}^m \eta_j g(x|\mu, \sigma^2) = \sum_{j=1}^m \eta_j \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.3)$$

以上のようにモデル化することによって、接地パターンを確率情報として表現でき、解析的に扱うことができる。このため、以下に述べるような推定手法を用いることができる。まず、文字認識の場合にならって x, y, t の空間に分布しているデータを xy 平面上に投影して考えることにする。この投影された画像を重畳画像と呼ぶことにする。

EM アルゴリズムによる混合分布モデルのパラメータ推定

混合正規分布でモデル化した接地パターンのパラメータ推定について述べる。混合正規分布のパラメータ推定の解法としては、EM (Expectation-Maximization) アルゴリズムが確立している。

EM アルゴリズムによる確率モデル推定の画像のパターン認識への応用は、筆跡や線幅の変化の多い手書き文字認識にも応用されている [中山 04a][中山 04b]。赤穂 [赤穂 99] は、正規混合分布で近似した確率分布の対象データに対し、回転・位置・スケールを推定する手法を提案し、画像中の物体認識への適用方法を示した。確率モデルを用いることで、欠損のあるデータにも比較的頑健であり、回転・位置・スケールのパラメータを同時に推定することができる。

接地パターンの認識においても同様に、形状の欠け、回転、大きさなどの変化が多様であるため、この手法を適用することで、安定した検出が可能であると考えられる。そこで、以下の手順で接地パターン検出を行なう。

1. 共通モデルの生成

平均のパターンに適合する正規混合分布モデルのパラメータを求める。共通モデルは左右別に生成する。

2. 共通モデルを用いた、入力画像中の一步一步のセグメンテーション

共通モデルに回転・位置・スケール変換を加えたパラメータ推定により入力された二値の足跡画像から一步一步の領域を分離する。

共通モデルの設計

もしもそもそもあてはまりの悪いモデルを用いて検出を行った場合、正しい向きで尤度が最大になるとは限らない。そこでまず平均の接地パターンモデルをはじめに、平均の接地パターンのモデル k 個の混合分布として推定するアルゴリズムについて述べる。基本的な EM アルゴリズムのステップは以下の通りである。

独立なパラメータをもつ k 個のモデル $p_1(x; \theta_1), \dots, p_k(x; \theta_k)$ があるとき、その混合分布

$$p(x, \zeta; \theta_1, \dots, \theta_k) = \sum_{j=1}^k \zeta_j p_j(x; \theta_j) \quad (2.4)$$

のパラメータ ζ_j, θ_j を求める。 θ の初期値 $\theta_1(0), \dots, \theta_k(0)$ を決める。

E ステップ

N 個のデータの対数尤度の重みつき平均 $Q(\theta) = \langle q_j^{(t)}(x_n) \log p_j(x_n; \theta_j^{(t)}) \rangle_\rho$ を求める

M ステップ

Q を最大化する $\theta_1(t), \dots, \theta_k(t)$ を $\theta_1(t+1), \dots, \theta_k(t+1)$ とおく。

計算方法は以下のようになる。 $Q(\theta)$ の x と ζ に関する重みつき平均は次のようになる。

$$Q(\zeta, \mu, \sigma) = \sum_{n=1}^N \sum_{z=1}^k \frac{\zeta_z^{(t)} / \text{dot} p_z(X_n | \mu_z^{(t)}, \sigma_z^{(t)})}{P(X_n | \zeta^{(t)}, \mu^{(t)}, \sigma^{(t)})} \quad (2.5)$$

条件 $\sum_{j=1}^k \zeta_j = 1$ のもとで Lagrange の未定定数法により Q を最大化する。

$$q_z^{(t)}(X_n) = \frac{p_z(X_n | \mu_z^{(t)}, \sigma_z^{(t)})}{P(X_n | \zeta^{(t)}, \mu^{(t)}, \sigma^{(t)})} \quad (2.6)$$

$$\hat{q}_z^{(t)}(X_n) = \sum_{n=1}^N q_z^{(t)}(X_n) \quad (2.7)$$

次のステップの各パラメータは次のようになる。

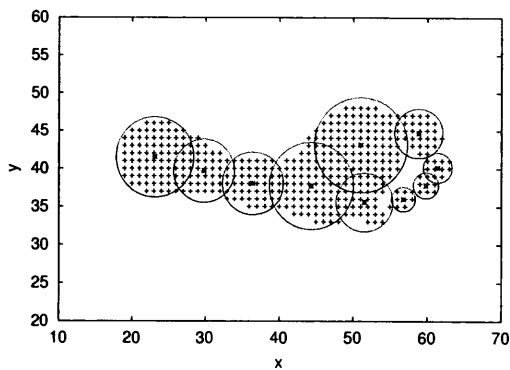
$$\zeta_z^{(t+1)} = \frac{\zeta_z^{(t)} q_z^{(t)}}{\sum_{j=1}^k \zeta_j^{(t)} q_z^{(t)}} \mu_{z,x}^{(t+1)} = \frac{1}{\hat{q}_z^{(t)}(X_n)} \sum_{n=1}^N q_z^{(t)}(X_n) \dot{x}_n \quad (2.8)$$

$$\mu_{z,y}^{(t+1)} = \frac{1}{\hat{q}_z^{(t)}(X_n)} \sum_{n=1}^N q_z^{(t)}(X_n) \dot{y}_n \quad (2.9)$$

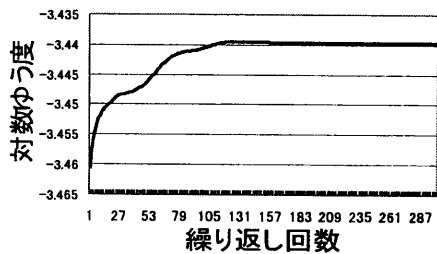
$$(\sigma_z^{(t+1)})^2 = \frac{1}{2\hat{q}_z^{(t)}(X_n)} \sum_{n=1}^N q_z^{(t)}(X_n) (z_n - \mu_{z,x})^2 + (y_n - \mu_{z,y})^2 \quad (2.10)$$

これによって、正規混合分布の接地パターンモデルを作成する。まず健常者 10 名の平均の足跡画像を作成し、これに対してあてはまりのよいモデルのパラメータを求める。式 (2.4) において、 k は分布の数である。ここでは足底の部位の数として定めた数、10 である。初期値として与えるモデルでは、 $j = 1 \sim 10$ は踵、中足部、拇指球、爪先中央部、小指球、第一指、第二指、第三指、第四指、第五指の順に相当するものとする。平均の足跡画像について、これらの部位を人が見て、足跡中の各点が $j = 1 \sim 10$ のどの分布に属するかを手動で決定し、各分布のパラメータ θ_j の平均と分散を計算する。また、各分布の重み ζ_j の $j = 1, \dots, 9$ の割合は、 j 番目の領域に含まれる画素の圧力 and の比とする。次に EM アルゴリズムによってパラメータ θ_j を最適化し、接地パターンの確率モデルを求める。

図 2.8(a) は、平均パターンへのあてはめで生成された共通モデル、(b) はそのモデル推定のための EM アルゴリズムの繰り返し回数と対数尤度である。計算の初期値としては踵、中足部、拇指球、爪先中央部、小指球、第一指、第二指、第三指、第四指、第五指の 10 部位を混合分布に含まれる分布としたが、パラメータの最適化の結果得られた初期モデルは、小指と小指球との領域が一つの分布になり、初期値の配置とは若干異なっている。初期値の配置はあくまでモデルのあてはめの初期値として自由度をもった配置であり、あてはめの結果は必ずしもこの配置と相似形になる必要はない。以上のようにして、複数の人の形状や試行の変化を吸収できる共通モデルが得られる。

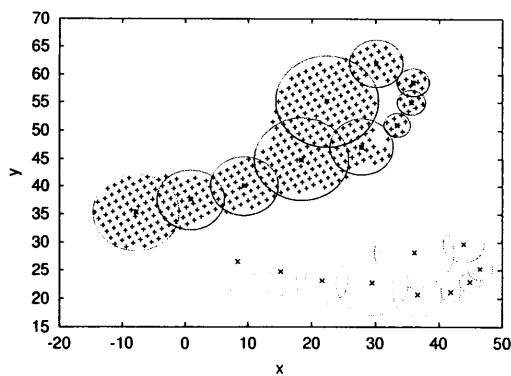


(a) 平均パターンに対する混合分布の推定結果.

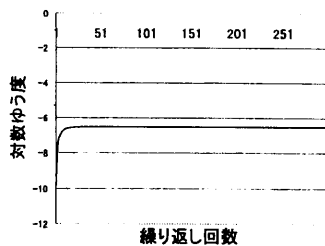


(b) 共通モデルの推定のための EM アルゴリズムの繰り返し回数と対数尤度.

図 2.8. 混合分布のパラメータ推定で生成された共通モデル.



(a) 初期パラメータを与えた共通モデルと平均の足圧データを既知のパラメータで回転, 移動, 拡大したデータでのパラメータ推定結果.



(b) (a) の推定時の繰り返し回数と対数尤度.

図 2.9. モデルのパラメータ推定精度の評価実験

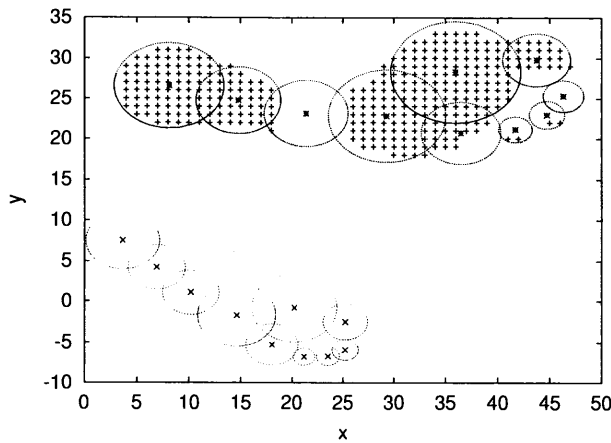


図 2.10. 部分的に欠けがある接地パターンの検出結果と与えた初期パラメータ

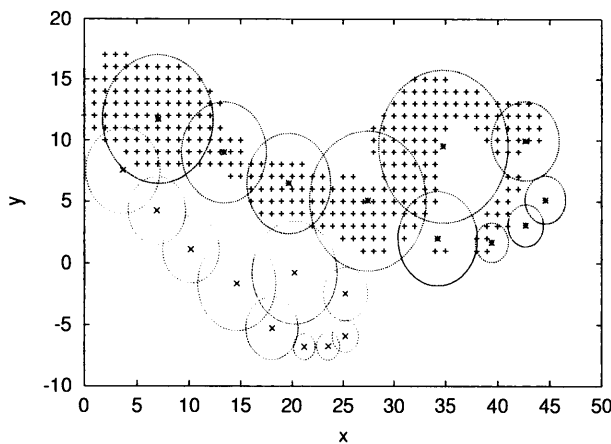


図 2.11. 変形の大きい接地パターンの検出結果と与えた初期パラメータ

回転・位置・スケールのパラメータ推定法を適用した接地パターン検出

次に、作成した初期モデルを用いて、パラメータの推定により足圧重畳画像から一步のパターンを検出する。ここまでは、いわばテンプレートの作成であったので、次にこれを足圧重畳画像上の一步のパターンにマッチングするための位置と回転とスケールを推定することになる。

ここで、モデルが位置と回転とスケールのパラメータをもつとする。 $f(x)$ を共通モデル、これに位置と回転とスケールを施してできるモデルを

$$P(\mathbf{X}; H, b) = |H|f(H\mathbf{X} + b) \quad (2.11)$$

$$H = \begin{pmatrix} h1 & h2 \\ -h1 & h2 \end{pmatrix}$$

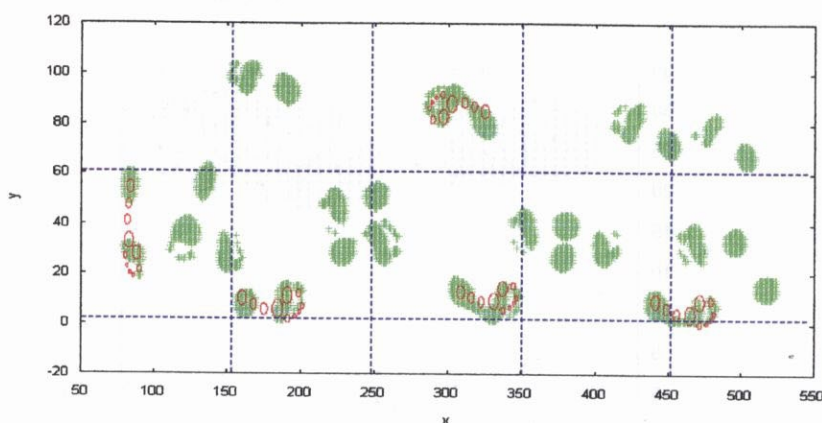


図 2.12. 不安的な複数歩の歩行データから右足のモデルが当てはまるパターンを検出した結果.

$$b = \begin{pmatrix} b1 \\ b2 \end{pmatrix}$$

と記述し, H と b を含むパラメータ推定を行う. これについては, EM 法的一种である ECM(Expectation-Conditional Maximization) 法を用いて, パラメータを順番に最適化する [赤穂 99].

実際にパターンを検出するには, 式 (2.11) において, $f(x)$ に共通モデルを代入し, H と b に初期値を与えてパラメータを求める. データに複数歩が存在する場合には, 領域を分割して平行移動のパラメータの初期 b を各領域に置き, 複数回の処理を実行する.

実験 (回転・位置・スケールのパラメータ推定法を適用した接地パターン検出)

(1) パラメータの推定精度を評価するシミュレーション, および (2) 実際の足圧重畳画像に対して接地パターンの検出実験を行った結果を述べる.

まず (1) については, 初期モデルを 1.3 倍に拡大したのち -30 度回転させたものをテストデータとして, 実験を行った. その結果, 推定されたパラメータは

$$H = \begin{pmatrix} 1.126 & -0.650 \\ -0.650 & 1.126 \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} -0.003 \\ -0.001 \end{pmatrix}$$

となった. H の理論値

$$H = 1.3 \times \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{pmatrix}$$

と一致していることから, 十分な推定精度が得られていることがわかる. 図 2.9(a), (b) にそれぞれ推定された分布, 推定のときの尤度の変化のグラフを示す.

次に (2) については, 足底形状の個人差に伴う接地パターンの変形や, 歩行の個人差に伴う形状の欠けへの適用可否を検討するため, 初期モデルではなく, 2 種類の異なる接地パターンに対して適用した. 1 つは中足部や指の領域の加圧が欠けているパターン, もう 1 つは特に変形の大きいパーキンソン病 [窪田 97] の患者のパターンである. これらの検出結果をそれぞれ

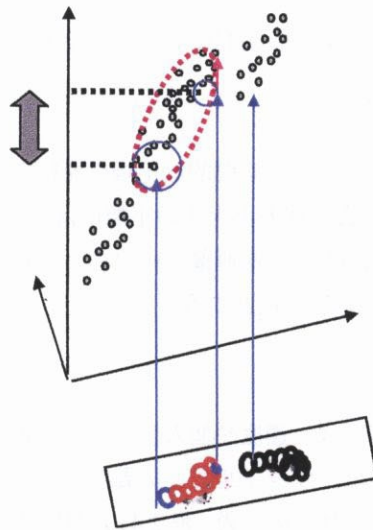


図 2.13. 単位パターンの時系列データへの対応づけ方法

図 2.10, 2.11 に示す。である。これらの結果から、歩行障害者のように変形や欠けの大きいサンプルについても接地パターンを検出できることが確かめられた。また、図 2.11 の例では、踵中心を人が目視で指定した場合の位置と検出結果として得られた踵中心位置との誤差は 2 画素以内であった。より複雑なデータへの適用例として、歩行障害者の複数歩が入り混じったデータに右足の共通モデルを適用した結果を図 2.12 に示す。位置のパラメータ b を 100×100 画素の領域ごとに配置しパラメータ推定を行った結果、初期 7 歩程度の右足のパターンのうち、5 歩が検出された。

2.4.4 分離された単位パターンと時系列データの対応づけ方法

一歩ごとの単位パターンは時間情報を縮退させた重畳画像上で求めたため、時系列データ（一次情報）に再び対応させて時間情報を復元する必要がある。検出された単位パターンの混合分布モデルの分布の一つ一つに対して、もとの時系列データとの対応づけを行うことで、 x, y, t の時空間内の各ドットは、どの一歩によって加圧された点なのかというラベルづけがされることになる。これにより、例えば図 2.13 に示したように、例えばある部位の中心から別の部位の中心までの距離といった空間パラメータも求められるし、ある部位の中心の接地から別の部位の中心の接地までの時間といった時間パラメータも求めることができる。

2.4.5 接地パターンの正規化

次節以降では接地パターンから様々な属性識別のためのパラメータを導く。それぞれのパラメータは統計処理に先立ち正規化して用いるが、接地パターンを足底部位に基く構成の混合分布としてモデル化したことにより、空間的、時間的な正規化が可能になった。ここでは、接地パターン自体の空間的な正規化、時間的な正規化の方法を述べる（接地パターン自体を識別特

徴として用いる応用例は 3.2 節 (個人性の抽出) において述べる。)。

接地パターンの空間的な正規化

重畳画像から切り出した接地パターンの空間的な正規化を行う。踵の中心と第二指の中心を結ぶ方向を足方向と定義する。足底形状の大きさの正規化は、足底形状が内接する矩形を求め、矩形の縦横比で決定する。接地パターンを画像データとして扱う場合の座標のとり方は、足方向を x 軸、足方向と直交する方向を y 軸とする。

接地パターンの時間的な正規化

歩行中に足底が接地している時間は、速度や個人差によって異なるため、接地パターンの時系列画像を構成するフレームの数は、サンプルごとに異なる。このため、時間方向の正規化が必要である。そこで、足の立脚相の状態の定義 (表 2.4) に基づき、次の 3 つの区間に分割する。

- 1. 踵接地から足底接地になる手前まで
- 2. 足底接地から立脚中期を経て踵離地の手前まで
- 3. 踵離地から足指離地まで

第一区間と第二区間の間は、足底 (踵以外の部位) 接地で、第二区間と第三区間の間は、踵離地である。次に各区間ごとに線形補間を行う。ある区間のシーケンスのフレーム数を正規化することを考える。シーケンスのフレーム数が N であるとき、 $i = 1, \dots, N$ 番目のフレームの圧力分布画像を $P(i)$ とすると、フレーム数 M に正規化したシーケンス $P'(j), (j = 1, \dots, M)$ は次の式で求められる。

$$RP'(j) = (j - [j])P([j] + 1) + (1 - j + [j])P[j]$$
$$j = \frac{M}{N}i, [j] \text{ は } j \text{ を越えない最大の整数}$$

(2.12)

表 2.4. 時間正規化のための区間の決定

立脚相の要素の定義に基づき時間正規化のための区間を定義する。

第一区間		第二区間	第三区間	
踵接地	足底接地	立脚中期	踵離地	足指離地
(heel strike)	(foot flat)	(mid stance)	(heel off)	(toe off)

2.5 三次情報（各種の歩行パラメータ P1～P8）の抽出

ここでは、二次情報を用いて、歩行の周期や歩幅などの時間的・空間的なパラメータを求める方法について述べる。本論文では、従来の歩行計測において扱われてきた基本的な歩行パラメータに加えて本論文独自のパラメータを定義し、前者を歩行の基本パラメータ、前者と後者を合わせたものを広義に歩行パラメータとよぶことにする。また、これらのパラメータを三次情報と呼ぶ。

2.5.1 三次情報取得の要求条件と方針

一次情報は生データ、二次情報は生データに一步ごとのセグメンテーション情報を付加したデータであった。したがって一次情報はセンサの計測エリアの画素数 × 計測時間という膨大な次元数、二次情報でも足の一步領域の矩形エリアの画素数 × 一步時間分の次元数であった。三次情報は、属性抽出に直接的に用いるパラメータで、効率的な統計処理を行うために、次元数の削減が求められる。そこで、目的とする属性ごとに、属性の特徴が強調されるような次元圧縮を適切に行うことが、三次情報抽出の第一の要求条件となる。また、医療や健康の分野では、属性を完全に自動抽出することよりも、従来の知見に沿って、健康度を高める指導、転倒リスクを少なくする指導、病気の有無の診断、というように、現場をサポートする形で提示することが求められる。そこで、従来の知見と直感的に結びつく物理量であって、わかりやすく可視化できることが第二の要求条件となる。

1つ目の条件に対しては、 x, y, t の関数である接地パターンに対し、 x, y 空間で量子化する、 t のみの関数とする、 x 方向の変化が特徴的な属性抽出に用いるには x 軸への投影を求める、というように、必要な情報を強調しつつ次元数を削減する。2つめの条件に対しては、まず、従来から臨床等で使われている歩行基本パラメータと呼ばれるものについては、同じパラメータを提供できるように、二次情報からこれらを抽出する。また、それ以外に、例えばあおりやローリングなどの従来知見（1.2.3 節）を工学的に再定義し、物理的な表現に直したものを特徴量とする。また、特徴量の可視化は、それを見るだけで実際の歩行の様子が頭の中で再現できるようなものが望ましい。本研究では、そのために量子化の仕方や、可視化の仕方の工夫を行う。

次節以下では、二次情報から属性抽出に必要なパラメータ（三次情報）を導く手法について述べる。

2.5.2 基本パラメータ

空間パラメータ

はじめに、歩行基本パラメータを定義する。歩行基本パラメータは、従来から歩行計測の分野で用いられ、歩容を特徴づけるパラメータとして知られているものである。文献 [中村 03]

に従った各パラメータの定義を述べる (図 2.14).

1. Stride length(重複歩幅)
足底接地位置から同じ足の足底接地位置までの歩行方向の一周期分の距離
2. Step length(歩幅)
足底接地位置から反対の足の足底接地位置までの歩行方向の距離
3. Step width(歩隔)
足底接地位置から反対の足の足底接地位置までの歩行に直交する方向の距離
4. Foot angle(足角)
歩行方向に対する足方向のなす角度

時間パラメータ

時間パラメータは、に述べた空間パラメータが距離であるのに対して、各空間パラメータで定義する基準点間に対応する時間を示すパラメータである (図 2.15).

- Stride duration(重複歩時間)
- Step duration(一歩時間)
- Double stance duration(両足接地時間)
- Swing duration (遊脚時間)
- 歩行周期

歩行周期 (walking cycle) は立脚相と遊脚相に分けられ、各相はさらにいくつかの期に分けられる。立脚相は地面についている側の脚で、つぎの要素からなる。

踵接地 (heel contact), 足底接地 (foot flat), 立脚中期 (mid stance), 踵離地 (heel off), 足指離地 (toe off)

このうち、目視でも判定が容易な heel contact, foot flat, heel off, toe off がよく用いられる。

接地パターンを用いた基本パラメータの抽出方法

次に接地パターンからこれらの基本パラメータを抽出する方法を述べる。基本パラメータは、連続した数歩を含む足圧データから 2.4.2 節に述べた方法によって接地パターンを検出することによって計算される。

まず、計算式に用いる接地パターンとそれに含まれる点を以下のように記述する。接地パターンの混合分布モデルを構成する 10 個の分布のうち、踵から拇指球に向かう順番に 1 ~ 5, 第一指から第五指の順番に 6 ~ 10 の番号をつける。右足の i 歩めの接地パターンを R_i , その混合分布の中心を $(x_{Ri_1}, y_{Ri_1}) \cdots (x_{Ri_{10}}, y_{Ri_{10}})$ とする。同じく左足の一歩めについても $(x_{L1_1}, y_{L1_1}) \cdots (x_{L1_{10}}, y_{L1_{10}})$ というように記述する。

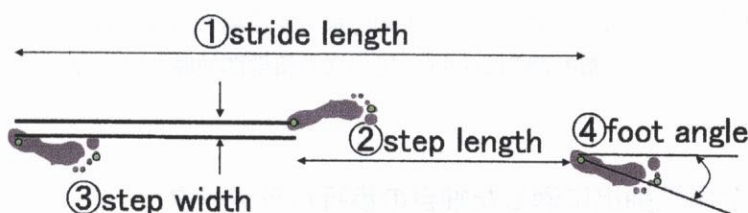


図 2.14. 空間パラメータ

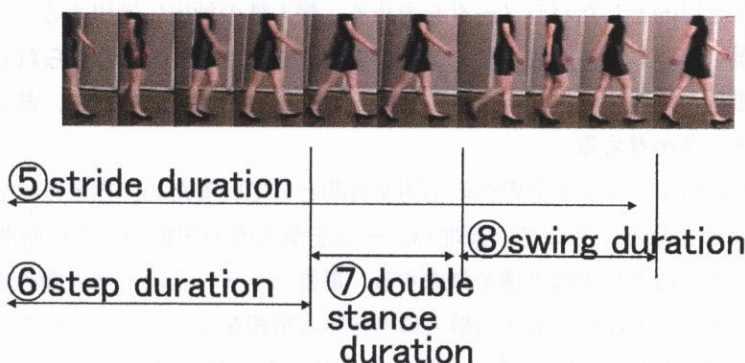


図 2.15. 時間パラメータ

このとき、空間パラメータは以下のように求められる。重複歩幅は、一步の踵部位の中心の x 座標と、同じ足の次の一步の踵部位の中心の x 座標の差 $|x_{R2_1} - x_{R1_1}|$ で求められる。歩幅は、一步の踵部位の中心の x 座標と、反対の足の次の一步の踵部位の中心の x 座標の差 $|x_{R1_1} - x_{L1_1}|$ で求められる。歩隔は、一步の踵部位の中心の y 座標と、反対の足の次の一步の踵部位の中心の y 座標の差 $|y_{R1_1} - y_{L1_1}|$ で求められる。足角は、一步の踵部位の中心と第二指の中心を結ぶ直線が x 軸となす角度として求められる。右 i 歩めの足角は $\arccos\left(\frac{x_{Ri_7} - x_{Ri_1}}{\sqrt{(x_{Ri_7} - x_{Ri_1})^2 + (y_{Ri_7} - y_{Ri_1})^2}}\right)$ となる。

次に、時間パラメータは以下のように求められる。右 i 歩めの接地開始 (heel contact) 時刻を $T_{hc}(R_i)$ 、足離れ (toe off) 時刻を $T_{to}(R_i)$

$$T_{hc}(R_i) = \min\{t\} \left\{ \begin{array}{l} P(x, y, t) > 0 \\ x, y \in R_i \end{array} \right. \quad T_{to}(R_i) = \max\{t\} \left\{ \begin{array}{l} P(x, y, t) > 0 \\ x, y \in R_i \end{array} \right.$$

とする。重複歩時間は、一步の接地開始時刻から同じ足の次の一步の接地開始時刻まで $T_{hc}(R_2) - T_{hc}(R_1)$ で求められる。一步時間は、一步の接地開始時刻から次の足の一步の接地

開始時刻まで $|T_{hc}(L_1) - T_{hc}(R_1)|$ で求められる。両足接地時間は一步の接地開始時刻から前の一步の離れ時刻まで、右一步めから左一步めへ移行する場合は $T_{to}(R_1) - T_{hc}(L_1)$ で求められる。遊脚時間は、一步の離れ時刻から同じ足の次の接地開始時刻まで $T_{hc}(R_2) - T_{to}(R_1)$ で求められる。

2.5.3 様々な属性抽出に適した独自の歩行パラメータ

次に、様々な属性の抽出を目的として本論文で独自に定義する歩行パラメータについて述べる。

時間情報を縮退させた接地パターン (重畳パラメータ)

個人性への適用を目的としたパラメータを求める。個人性の抽出に適用するパラメータとしては、情報量が多い二次情報 (接地パターン) そのものが有効であると考えられる。しかし、辞書データの記憶量と辞書データとの照合に要する計算量を削減するために、ある程度情報を縮退させたパラメータを考える。

個人性の抽出はセキュリティ分野への応用を目的としているため、裸足だけでなく着靴での足圧データも対象となる。そこで、接地パターンを個人内の変動が大きい時間方向に縮退させ、節に述べた方法により重畳画像を作成する。重畳パラメータは、個人間の変動が大きい足底の形状と、足底の各点における圧力最大値の分布の情報を含んでいる。足の形状に依存するだけでなく、足底の地面へのつき方も反映するため、個人性の抽出に適していると考えられる。これを重畳パラメータと呼び、本研究では個人性の抽出に適用する (3.2 節に記述)。重畳パラメータは式 2.1 によって求める。重畳パラメータの例を図 2.16 に示す。

時間情報と空間情報を縮退させた接地パターン (投影 1 次元パラメータ)

性別の識別への適用を目的としたパラメータを求める。本研究においては、性別の識別はマーケティング分野への応用を目的としているため、裸足だけでなく着靴での足圧データも対象となる。靴の場合は踵の大小に性別の違いがよく現れるため、個人属性抽出と同じく形状や大きさの情報をもつ重畳パラメータが有効と考えられる。しかし一方で、ほとんどの人は歩き方の癖によって踵の左右の減り具合に偏りがあり、これは個人属性の識別には有効であるが、性別によらないため性別の識別においては雑音となる。そこで、性別によらず分散の大きい左右情報は縮退させ、接地パターンの足の爪先側と踵側の圧力差の情報を利用する。踵部位の中心と、第二指部位の中心を結ぶ方向を足方向とすると、重畳パラメータの圧力値を足方向に投影したものを投影 1 次元パラメータとして定義する。投影 1 次元パラメータは $O(x, y)$ を重畳パラメータとすると式 2.13 で求められる。

$$F(x) = \sum_y O(x, y) \quad (2.13)$$

このパラメータでは足方向と直交する方向の圧力分布の情報が縮退し、足方向の圧力分布の情報が強調される。このため、足方向の圧力分布に特徴が現れるような属性抽出に適したパラ

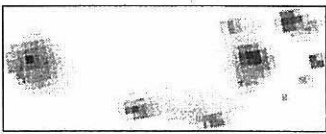


図 2.16. 重畳パラメータの例

濃淡画像の階調値の並びを特徴量とする。矩形の縦、横の画素数で正規化して用いる。

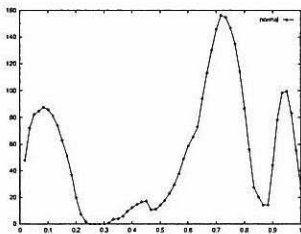


図 2.17. 投影 1 次元パラメータの例

重畳パラメータを踵-爪先を結ぶ方向に投影し踵-爪先の画素数で正規化して用いる。

メータである。このパラメータを用いた性別の識別については、3.3 節に記述する。

時空間的に量子化した接地パターン（時空間パラメータ）

医療・健康分野への適用を目的としたパラメータを求める。接地パターンは、足の形の個性（扁平足や幅の広さなど）や、歩き方の個性（蹴り出しの強さなど）、病気の有無（痛みにより不自然な接地をするなど）により様々なバリエーションがある。時空間的な情報は健康度や病気の診断などに有用である。ただし、特に病気のある人の接地パターンの場合、形状にも接地箇所の時間的な順序にも個人差が大きいため、個人間での比較を行う際の正規化が困難である。そこで主に医療や健康などの分野において、従来の知見との整合性を高めたり、多くのデータから統計的な分析を行ったりするために、時間的・空間的に量子化したパラメータを求める。ここで示す足底の空間的な分割の方法は、鳥田の方法である。2.4.2 節に示した混合正規分布モデル作成のための分割方法と同様に足の骨格に基づいた、より簡易な手法である。

足領域をあらかじめ定めた比で複数の矩形領域に分割し、分割された領域ごとにその領域内の点の圧力値の和を求めるものである。このようにして接地パターンを空間的に量子化したものを時空間パラメータとして次式で定義する。

$$F(n, t) = \sum_{x,y \in A_n} P(x, y, t) \tag{2.14}$$

ここで、 $A_n (n = 1, \dots, 10)$ は n 番目の部位を示す。時空間パラメータは、

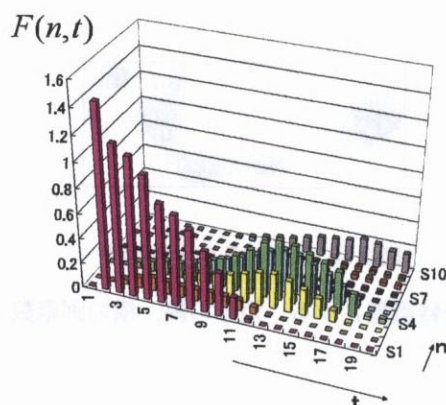


図 2.18. 時空間パラメータの例

手前から奥に向かう方向の軸は足底の n ($1 \leq n \leq 10$) 番目の領域に対応。左から右に向かう方向の軸は一步の開始から終了までの時刻 t に対応。高さ方向の軸は時刻 t における領域 n 内の荷重の大きさに対応。

- 時間的・空間的に正規化されているため個人間の比較が可能
- 足底のどの部位をどのタイミングで使っているかが直感的にわかりやすい
- もとの接地パターン比べて次元数が削減されており扱いやすい

という利点があり、足底運動を可視化して分析する必要がある医療分野などへの応用に適している。図 2.18 に時空間パラメータの例を示す。本研究では健康度の抽出、可視化によるリハビリテーションへの応用に適用する（それぞれ 3.4.1 節、4.2 に記述）。

あおりパラメータとローリングパラメータ

1.2.3 節で述べたように、従来から医療・健康の分野では、歩行に伴い足底が踵から着地して足首を回転させるように使いながら、重心を踵から足方向に対して体の中心より外側より移動し、更に拇指球の方に移動させるのが良いとする知見がある。特に、踵からの接地が重要であることは、歩行指導における基本事項である [宮下 00]。そこで、この知見を工学的に表現し、歩行指導効果の定量評価のための特徴量確立を目指す。

上述の知見は進行方向の動きと進行方向に直交する方向の動きの 2 つの要素に分けられる。進行方向の動きとして、踵から着地し、踵から爪先まで、足底の一部分を順番に接地させ、爪先で蹴り出すように足底を回転させるように使うことを「ローリング」と呼ぶ。進行方向に直交する方向の動きとして、足底にかかる圧力の中心が踵から体の外側寄りを通して爪先に抜けていくように足底を使うことを「あおり」と呼ぶ。実際の歩行指導ではこれらの 2 つを区別しないで用いる場合が多いが、ここでは、あおりとローリングを工学的に再定義したのち、あおりパラメータ、ローリングパラメータを定める。

直感と合致するあおりを表現するパラメータを専門家の知見に基づいて検討した結果、あおりがあるということを以下のように数値的に表現できる。

時間 t の関数として、足圧中心軌跡上の点を $(x_c(t), y_c(t))$ とする。 y を x の関数とみて、 $y_c(t) = F(x_c(t))$ とおくと

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} F(x)|_{x=x_p} &\leq 0 \quad (x_0 \leq x_p \leq x_T) \\ \frac{\partial}{\partial x} F(x)|_{x=x_p} &\geq 0 \quad (x_0 \leq x_p \leq x_T) \end{aligned} \quad (2.15)$$

となる x_p が存在すること。

また、ローリングがあるということを以下のように数値的に表現できる。

$$\frac{\partial}{\partial t} x_c(t) \leq 0 \quad (0 \leq t \leq T) \quad (2.16)$$

が成立すること。

以上を考慮してあおりパラメータは中心軌跡の左右方向（進行方向と直行する方向）への変化量（理想データと学習者の差分）とした。重要なポイントは、あおりパラメータについては時間要素を無視して左右方向への空間的な変化量のみ注目した点である。圧力中心軌跡の理想データを $(x_c(t), y_c(t))$ とするとき、 y 座標の理想データとの空間的な距離

$$F_1 = \sum_i (\hat{y}_i - y_i) \quad (2.17)$$

をあおりパラメータとする。ローリングパラメータは、時間要素を加味した上で前後方向の空間的な変化量に注目し、各時刻における足底圧力中心位置の前後方向の変化量（理想データと学習者の差分）とした。圧力中心軌跡の x 座標を t の関数として、理想データとの時間的な距離の二乗をローリングパラメータ

$$F_2 = \sum_i (\hat{x}(t) - x(t))^2 \quad (2.18)$$

とする。あおりパラメータとローリングパラメータの求め方を図 2.19 に示す。

理想データは、足の形状に合わせて生成することは困難なため、ウォーキングインストラクタの実データから理想的なものを選択した。基準としては、軌跡の形状が従来知見の理想的と考えられているデータに近い（工学的な解釈の式に合っている）、実際にそのときの歩行がバランスのとれた美しい歩行であると複数のインストラクタが判断したものを選択した。これは、多くの運動競技と同様に、理想に近い歩行軌跡を作ること自体が困難であり、平均をとると最良のデータよりも悪くなるためである。（一般的に、失敗するときは、同じような癖が出ることが多いので、個人ごとに平均をとるとその人の癖が強調される。また、複数の人の平均をとると、ある程度癖が相殺される場合もあるが、一般的には理想的なデータよりも悪いものになる。）

あおりパラメータと、ローリングパラメータは、健康分野における専門家の知見を工学的に再定義したものであり、本研究では歩行の良さからみた健康度の抽出に適用する（3.4.2 節に記述）。

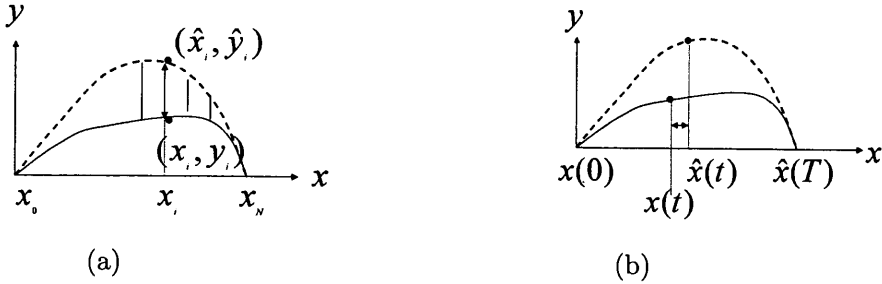


図 2.19. あおりパラメータ (a) とローリングパラメータ (b) の求め方

空間情報を縮退させた接地パターン (荷重変化パラメータ)

足圧画像時系列の各フレームにおいて、その時刻における両足荷重はすべての画素値の合計として得られる。両足荷重の時間変化を荷重変化パラメータとして次のように定義する。

$$L(t) = \sum_{x,y} P(x,y,t) \quad (2.19)$$

荷重変化パラメータは、静止時の両足荷重を基準値として正規化する。静止状態の計測は、バランスの良い人でも多少のぶれがある。本研究では、10 秒間の計測のうち、ふらつきが少なく安定している時期から 1 秒間 (30 フレーム) 分の値の平均をとり、これをその被験者の静止時の荷重として用いる。正規化した荷重変化パラメータ $L(t)$ は次式で定義する。

$$L(t) = \frac{\sum_{x,y} P(x,y,t)}{\sum_{x,y,t} P_{pose}(x,y,t)} \quad (2.20)$$

ただし、 $P_{pose}(x,y,t)$ は、静止状態で計測した圧力データを示す。荷重変化パラメータでは空間情報がつぶされているので、足底の接地箇所の変動を吸収できる。足底の接地状態は健康者では安定しているが、リハビリ中の患者や高齢者ではばらつきが大きくなる。医療・健康分野における属性抽出において、接地状態のばらつきを吸収して特徴抽出を行うために有効なパラメータである。本研究では、高齢者の事故リスクの抽出に適用する (3.5 節に記述)。

接地面積変化パラメータ

足圧画像時系列の各フレームにおいて、足と床面との接地面積を求め、時系列に並べたものを接地面積変化パラメータとする。時刻 t における足底の接地面積は、時刻 t に接地パターン内で圧力を有する画素の数で、単位は画素である (1 画素 = 5mm × 5mm として換算できる)。接地面積変化パラメータ $A(t)$ は、次の式で定義する。

$$A(t) = \sum_{x,y} \frac{P(x,y,t)}{P(x,y,t)} \quad (2.21)$$

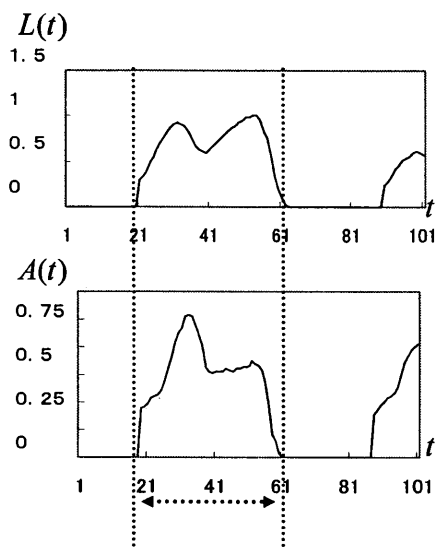


図 2.20. 荷重変化パラメータと接地面積変化パラメータの例。
時刻を対応させて表示．点線から点線までが一歩分に相当し，この間の時間で正規化して用いる．

接地面積変化パラメータは，足と床面との接触面積の大きさによって足底の運動の状態を示すパラメータである．接地面積変化パラメータの例を図 2.20 に示す．荷重変化パラメータと同様に，足底の接地箇所にはよらないため，接地箇所のばらつきが大きい医療・健康分野における属性抽出においても有効なパラメータである．本研究では，高齢者の事故リスクの抽出に適用する（3.5 節に記述）．

以上に独自のパラメータの定義を述べた．これらのパラメータの関係を整理し，各パラメータの図例を含めて図 2.21 に示す．

2.6 結言

本章では，歩行パラメータを抽出するための自動計測技術について述べた．2.2 節では，安定した計測データの取得，計測データを観察しやすくするためのセグメンテーション，従来知見と整合のとれたパラメータの抽出，の 3 つのサブゴールを設定し，三段階の情報抽出アルゴリズムを提案した．2.3 節では，まず大面積圧力センサの構造について述べ，一次情報として圧力センサから歩行データを得る方法について述べた．2.4 節では，二次情報として，歩行データのセグメンテーションを行って，一歩ごとに接地パターンを抽出する方法について述べた．圧力データを確率として扱うことにより，安定したパターンの検出と同時に，各種のパラメータを抽出する基準座標が自動的に抽出できることを示した．2.5 節では，接地パターンから三次情報として得られる各種のパラメータの定義を行った．従来から用いられている歩行基

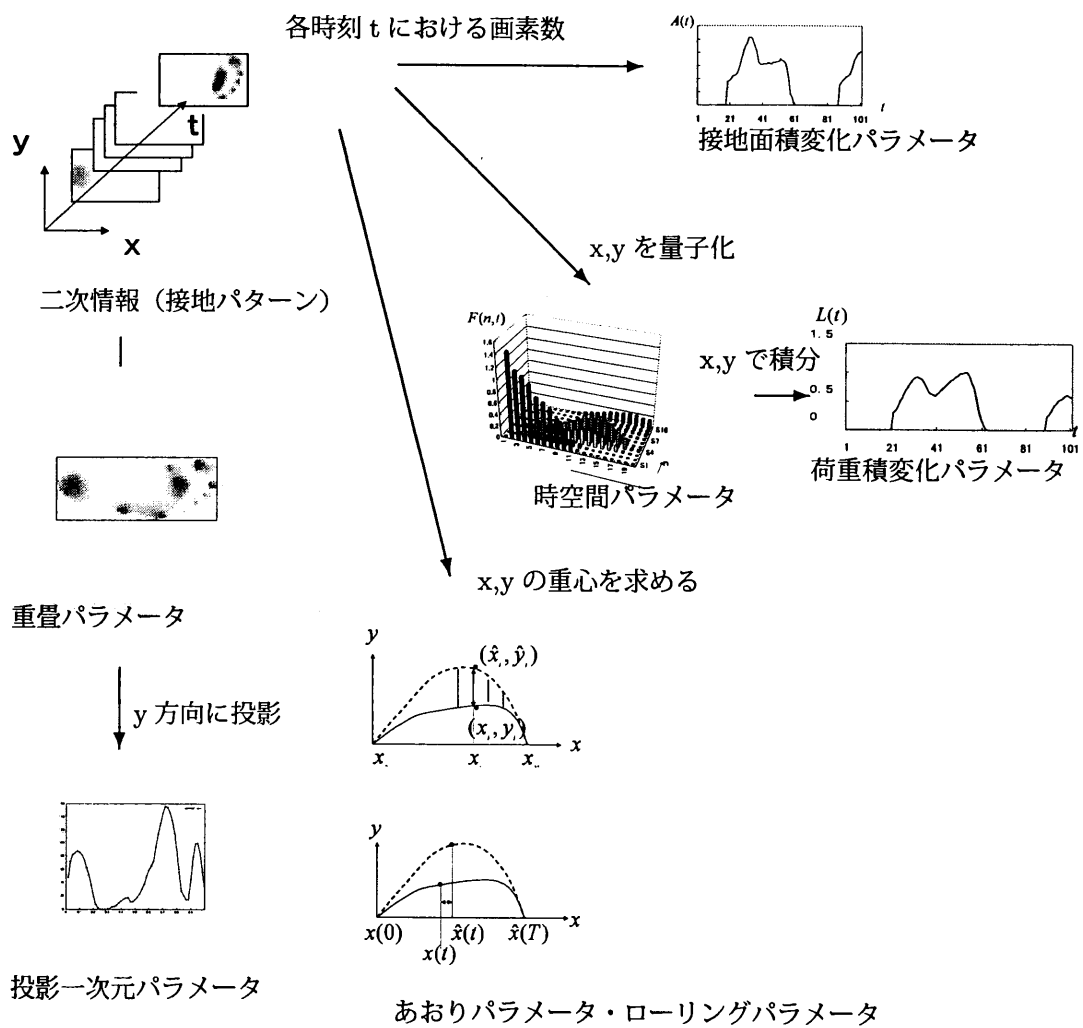


図 2.21. パラメータ間の関係の概念図

本パラメータである、空間パラメータと時間パラメータ、本論文独自のパラメータである、荷重変化パラメータ、時空間パラメータ、あおりパラメータとローリングパラメータを定義し、それぞれの特徴を述べた。第3章では、以上のパラメータを用いて人物の個人属性情報抽出を行う方法について論じる。

第 3 章

歩行パラメータからの個人属性情報抽出

3.1 序言

前章では歩行パラメータを自動抽出するための歩行計測技術について述べ、一次情報（生データ）、二次情報（接地パターン）、三次情報（歩行パラメータ）と階層的に導いた。一次情報は圧力センサにより計測された生データ、二次情報は生データから一步ごとのセグメンテーションを行った時空間パターン、三次情報は属性抽出に必要な各種の歩行パラメータである。本章は 1.3 節で述べた 2 つめの目標に対応し、二次情報、三次情報を用いて個人属性情報を抽出する手法を具体的な適用例とともに示す。その結果、1.2.2 節で挙げた個人属性情報の抽出が達成できることを示す。

始めに、本章で扱う歩行パラメータの種類と適用分野および対象とする属性を表 3.1 にまとめる。各属性に対するパラメータとの選定理由については、次節以降の各属性抽出の手法の項で述べる。

3.2 個人性の認識 (接地パターン P_0 重畳パラメータ P_3 の適用)

歩行を用いた個人性の認識研究では、1.2.3 節で述べたように近年ビデオ画像からの個人認証が多く行われているが、人物領域の抽出が大きな課題である。一方、台はかりによる荷重、足底圧痕（圧力値の高低が濃淡で表された画像）など、足圧分布に基く個人性の抽出も検討され、個人性抽出に有効であることが示されている*¹。そこで、2.5.3 節で定義したパラメータのうち、重畳パラメータで個人性の抽出が可能であると考えられる。重畳パラメータには足底圧痕とほぼ同じ情報、すなわち靴底の形状、歩き方、それによる靴の減り方に現れる個人性の情報が含まれている。また、重畳パラメータは接地パターンの時間を縮退させたものであるため、時間情報を縮退させずに接地パターンを用いることで、より精度の良い個人性の認識が

*¹ この章に記載の研究の発表以降、圧力センサによる足圧時系列データによる個人識別研究も報告されている (2006 年)[山西 06]

表 3.1. 歩行パラメータの種類と適用分野および対象とする属性

パラメータ		適用分野および対象とする属性						
		セキュリティ		マーケティング		医療		
		個人性	性別	年齢層	病状の有無	健康度	事故リスク	
二次情報	接地パターン (P0)	○						
三次情報	基本パラメータ (P1 P2)			○			○	
	重畳パラメータ (P3)	○						
	投影 1 次元パラメータ (P4)		○					
	時空間パラメータ (P5)					○		
	あおり・ローリング (P6)					○		
その他の 利用法	荷重・面積変化パラメータ (P7 P8)						○	
	同期信号としての利用		○					
	視覚的な提示方法				○			

期待できる。以下では、接地パターンを用いた個人識別及び、時間情報の有無の効果をみるための比較として重畳パラメータを用いた個人識別について述べる*2。

接地パターンは、その性質から、時間情報を考慮した簡単なマッチングが可能である。音声やオンライン文字などの時間情報をもつ信号のパターンマッチングでは、隠れマルコフモデル (HMM) や DP マッチングなどを用いるのが一般的である。接地パターンの場合には、物理的な定義によってシンボライズ可能な状態が一步の時間変化の間に複数存在し、そのことを利用してマッチングを行うことができる*3。

まず、接地パターンの時間的な正規化を行う。足底（踵以外の部位）接地と踵離地を区切りとする 3 つの区間のそれぞれにおいてフレーム数を揃える (2.4.2 節)。フレーム数を T に正規化した 2 つの接地パターン $P_1(x, y, t), P_2(x, y, t)$ ($t = 0, 1, \dots, T$) 間の距離 D を次式のよう

$$D(P_1, P_2) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T d(P_1(x, y, t), P_2(x, y, t)) \quad (3.1)$$

$$d(P_1(x, y, t), P_2(x, y, t)) = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y \sqrt{((P_1(x, y, t) - P_2(x, y, t))^2)} \quad (3.2)$$

この距離を用いて Nearest Neighbour によって男性 11 名、女性 19 名、合計 30 名の装靴時の歩行データ (一人につき 3 速度 × 10 回) について、識別を行った結果、個人識別率 95% が得られた。一方、重畳パラメータは時間情報を含まないため、上記と同様の方法で重畳パラメータ同士の距離を求め、これを特徴量として Nearest Neighbour による識別を行う。この場合は 91.3% の識別率であった。以上の結果により、時間情報を含む接地パターンを用いたほうが、接地パターンを時間方向に縮退させた重畳パターンを用いるよりも高い個人識別率が得られることがわかった。

接地パターンおよび重畳パラメータによる個人性の認識手法は、辞書を登録してから靴が変わらないことが前提となるため、複数の人物が短時間に出入りする場所での入退室の監視などに有効である。

3.3 性別の推定 (投影 1 次元パラメータ P4 の適用)

性別や年齢の推定が主にマーケティングの分野において、商品と購買客の関連情報を得るために必要とされていることは 1.1 節で述べた。足圧情報による性別の推定は、このようなニーズを考慮すると、靴を履いた状態の計測データを用いることが自然である。そこで、男女の靴の違いが強調されるような特徴量が適している。直感的には、ヒールの高さや面積の相違が特徴的であるため、2.5.3 で定義したパラメータのうち、踵と爪先を結ぶ方向の圧力分布の大小関係が強調される特徴量である、そこで、性別の推定には接地パターンの投影を用いる。

*2 本節に示す実験内容は大和が行ったもので、筆者はこれに関する外部発表 [大和 94] の共著者である

*3 代表的な状態は 2.5.2 節で述べた heel contact: 踵が初めて接地する時, foot flat: 足底全体が接地している時, heel off: 踵が初めて地面から離れる時, toe off: 爪先が地面から離れる時, の 4 つの状態である。

以下に、性別の推定の実験について述べる。対象は、20代から40代までの男性45人と20代から30代の女性45人である。計測は、被験者一人につき、60回の歩行を行った。60回の内訳は、一条件につき10試行×歩行速度3種類(88～132歩/分)×靴2種類である。靴は、各被験者が普段よく履いている靴を2種類用意したものをを用いた。一人分のデータをテストデータ、残り(89人)を学習データとして、フィッシャーの線形識別器により識別を行った結果、識別率81.8%が得られた。マーケティングの現場において、人がカウンタを用いて目視で男女別に人数を計数する場合の精度が約80%と言われ、これと同程度以上の識別率であるといえる。

3.4 健康度の抽出(時空間パラメータ P_5 , あおり・ローリングパラメータ P_6 の適用)

近年の健康志向に伴ってウォーキング(運動としての散歩)を行う人の数が増加しており[soub][soua], 同時に美しい歩き方への関心も高まっている。特徴的な現象としてウォーキングスクールが多数開設され、健康的で正しい歩き方を身につけたいと希望する人が歩行指導を受けるようになった。

ウォーキングスクールでは、講師が生徒とならんで歩いたり、前後左右から目視で歩行を観察し、途中で歩行を止めたりしながら指導が行われている。指導においては、姿勢だけではなく、足の裏(足底:そくてい)の使い方が重要視される。これは、美しく歩くには、足底を柔軟に使うことで滑らかに体重を移動することが重要なため、足底の動作に注意することで歩き方にかなりの改善がみられる。こうした指導の効果を高めたり、継続のモチベーションを維持するためには、定量的な評価が必要であるが、これまでにそうした評価の方法はなかった。

運動学の文献[中村 03]には、運動の形式美の要素には力学的なバランス、安定性が必要であると述べられている。また、安定性とは平衡状態からの変位に対する物体の抵抗であると定義されている。このことから、歩行の良さ、美しさの重要な要素として安定性があり、それは足裏の圧力測定からしか得られない情報を含んでいると考えられる。その意味で、ここで述べる健康度の抽出は、本研究における最も重要なアプリケーションであるといえる。

3.4.1 時空間パラメータ P_5 の適用

はじめに、足圧時空間特徴を用いて、専門家による評価済みのデータの特徴空間での分布を求め、この特徴量により歩行のバリエーションがどの程度記述できるかを明らかにする[数藤 00a]。

420 サンプルの歩行データについて、200 次(10 部位×20 フレーム)の足圧時空間特徴ベクトルを求め、主成分分析を行った。その結果、部分空間の次元数と累積寄与率の関係は図3.1のようになった。3 次で9 割を超えることから、第3 主成分までで歩行のバリエーションをおおむね記述できるといえる。

この第1～3 主軸が構成する部分空間で、専門家の目視による評価済みのサンプルの分布

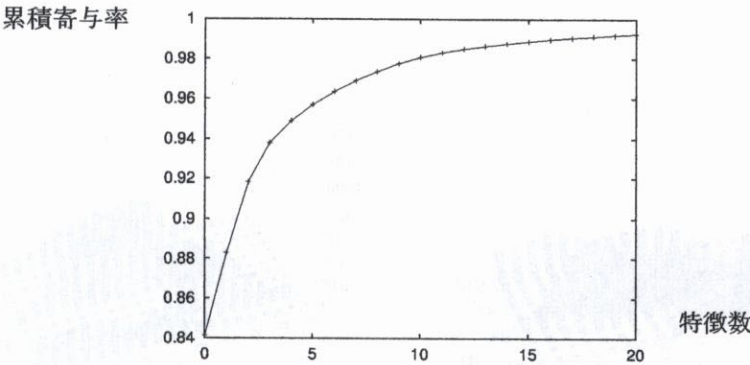


図 3.1. 足圧時空間特徴の部分空間の次元数と累積寄与率の関係

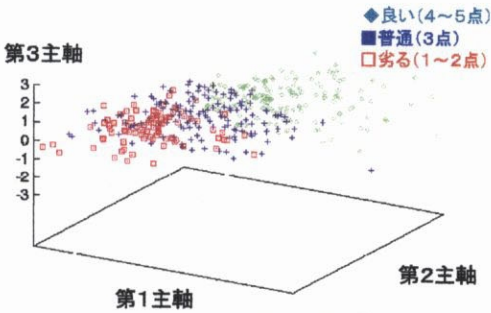


図 3.2. 足圧時空間特徴の部分空間

足圧時空間特徴の第 1 から第 3 主成分による部分空間における、
専門家によって点数づけされたサンプルの分布

を調べた。その結果を図 3.2 に示す。この部分空間で 5: 大変良いと 1: 劣るのクラスはサンプル全体の分布の両極に分布していることから、歩行の良さの必要条件を反映していると考えられる。第 1 ～ 3 主成分の係数の絶対値をもとの空間 (時刻 vs. 部位) と同じチャートで示すと図 3.3(a), (b), (c) のようになる。これらから、各主成分とそれに対応する主要な足底の動きについて、以下のように考えられる。第 1 主成分は、踵→土踏まず→つま先→5本の指という回転運動に対応している。(図 3.3(d) 中の 1 の経路)。第 2 主成分は踵→つま先内側→親指と、足の内側周りの重心移動に対応している (図 3.3(d) 中の 2 の経路)。第 3 主成分は踵→土踏まず→つま先外側→つま先中央→つま先内側と、足の外側周りの重心移動 (図 3.3(d) 中の 3 の経路) に対応している。つまり、部分空間の軸は足底の圧力の移動経路に対応すると考えられる。

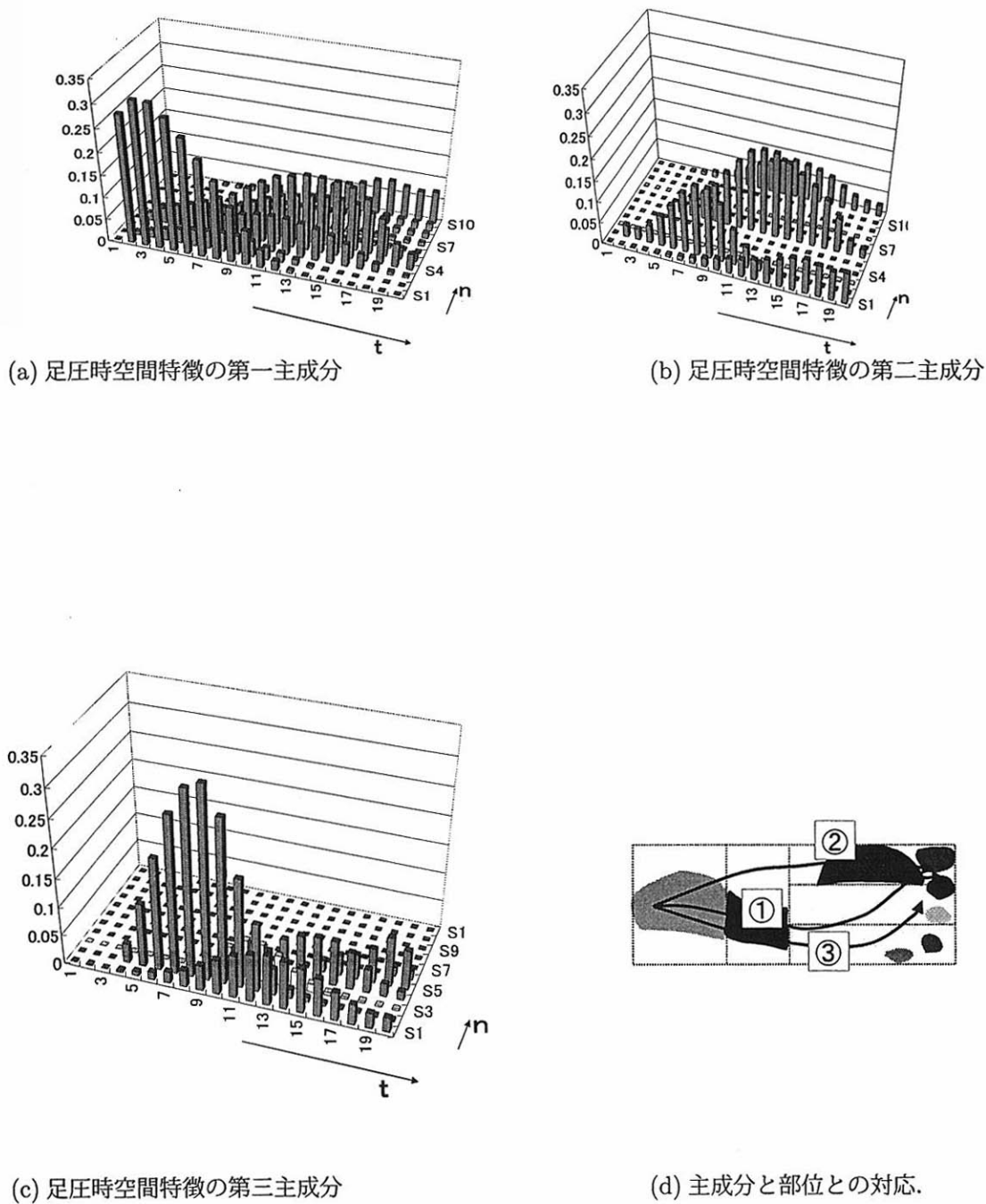


図 3.3. 足圧時空間特徴の主成分

3.4.2 あおり・ローリングパラメータ P6 の適用

あおりパラメータとローリングパラメータを用いて、健康度の抽出を試みる。本研究では、健康的な良い歩行が行えているかどうか、という基準で健康度の抽出を論じる。「歩行の良さ」という言葉には、足の運び方、上体を含めたバランス、美的要素などの観点が含まれているので、ここでは、主観的な判断と物理的特徴を関連付けることが容易な「足の運び方」を主体として検討を行う。

歩行の良さを評価する際には、足の運びのバランスや美的な要素（プロポーションのバランス、上半身の姿勢の良さ、手の振り等）等を総合して勘案するが、中でも足底（そくてい＝足の裏）の使い方は非常に重視されるポイントである [ハク 96]。足底の動きと姿勢の間には医学的にも密接な関係が指摘されている。指導の結果、足底に対して正しく重心をかけることが可能になると、不必要な上下や左右の身体のぶれがなくなり、しなやかで美しい歩行へと改善される。そこで、2.5.3 節で定義した足底運動の「あおり」と「ローリング」を示すパラメータを用いて、健康度を評価する [数藤 01b][数藤 04]。

手順としては、まず、足底運動から「あおり」と「ローリング」を表現すると考えられる物理量を個別にパラメータ化する。つぎに、個別のパラメータが正しく特徴量として機能しているかを専門家の主観による個別判断との相関分析に基づき確認する。最後に、これらのパラメータが専門家の総合評価とよい相関を有しているかを確認する。

重心軌跡の形の良さを評価した結果、適度なあおりがあるかどうかを含め、重心がどこを通っているか、軌跡の形の良さを評価した。

足底の時間的な使い方の良さを評価した結果、足底がきちんとローリングできているかどうか、重心の進行方向の時間移動が適切であるかを評価した。

総合評価の結果、専門家の最終的な評価を知るために、足底の動きだけでなく全身のバランスの良さを見て評価した。

分析の手順を説明する。表 3.2 に相関分析の変数の組み合わせを示す。

専門家の目視において、あおりの良さ S_1 とローリングの良さ S_2 の採点が総合的な良さ S_3 に対してどの程度寄与しているか確認する (表 3.2-I)。ここで専門家は、 S_1 と S_2 の評価においては圧力データを、総合的な良さ S_3 の評価においては全身のバランスを見るため、ビデオと圧力データの両者を目視で参照できることとする。圧力データは、圧力分布変化を動画像として再生できるツールを使用し、画面上で提示する。ビデオは、全身を真横からと正面からと真後ろから撮影した動画を提示する。

あおりパラメータ F_1 とローリングパラメータ F_2 がそれに対応する専門家の評定 S_1 ならびに S_2 と十分な相関を有しているかを確認する (表 3.2 - II, III)。

最後に、あおりパラメータ F_1 とローリングパラメータ F_2 を用いて総合評価 S_3 をどの程度説明できるか確認する (表 3.2 - VI)。その際、 F_1 と S_3 の関係、 F_2 と S_3 の関係から各々の説明変数の効果についても確認する (表 3.2 - IV, V)。二つの特徴量の独立性については、実験データをもとに後から考察する。

表 3.2. 相関分析の独立変数と従属変数の組み合わせ

相関 分析 の 番号	独立変数				従属変数		
	特徴量		専門家の評価		専門家の評価		
	F_1 あおり	F_2 ローリング	S_1 あおり	S_2 ローリング	S_1 あおり	S_2 ローリング	S_3 総合
I			*	*			*
II	*				*		
III		*				*	
IV	*						*
V		*					*
VI	*	*					*

表 3.3. 相関分析の結果
(変数は表 3.2 の I~VI と対応).

相関分析の番号	相関係数
I	$R_I = 0.74$
II	$R_{II} = 0.75$
III	$R_{III} = 0.76$
IV	$R_{IV} = 0.65$
V	$R_V = 0.61$
VI	$R_{VI} = 0.83$

・被験者と計測方法

被験者として初回計測時までには歩行指導を受けた経験の無い人々を集め、全員が約 6 ヶ月間の講習に所属して専門家の指導を受ける過程の経時変化をデータとして収集した。同一被験者に対して異なる学習状態のデータを得ることで、幅広い得点分布のデータ取得が期待できる。また、6 ヶ月の学習により被験者の歩行にどの程度変化が生じるかを確認することが可能となる。一方で、学習状態が異なる同一被験者のデータを 3 回使用することになるため、相関値の算出等、統計的な処理を行う際に完全に独立なデータとして取り扱うことが出来ない問題が生じる。この点については、相関値は高めに算出される恐れがあるが、擬似的に独立とみなしてデータ処理を行い、まず予測式を導出する。次に、完全に独立となるように選択したデータセットを用いて相関係数を算出し、予測式の確認を行うこととした。

被験者は 25 歳から 50 歳までの健康な女性 35 名で（年齢平均 35.3 歳，標準偏差 6.0 歳），

学習データ用に 20 名、検証データ用に 15 名とした。講習の初回・3 ヶ月目・6 ヶ月目の合計 3 回の計測を行った。これらに、次節に述べる方法で専門家の評価を付け、1 計測回につき左右それぞれに 1 つの評価つきデータを得て、合計 120 サンプルの評価つき学習データ (2 (左右) × 3 計測回 × 20 名) と合計 90 サンプルの評価つき検証データ (2 (左右) × 3 計測回 × 15 名) を用意した (図 3.4)。

・専門家の評価方法

以下の評価は、すべて 2 名の専門家によるデータの観察と、その結果の話し合いにより行った。1 試行では、長さ 2m のセンサ上を歩く歩数分、通常左右各 3～4 歩のデータが得られており、専門家の観察により歩行が安定している方から順に左右各 3 歩を選択する。更に 1 計測回につき行われる 10 試行のうち、安定している方から順に 3 試行を選択する。最終的に、選択された試行に含まれるデータの観察により、1 計測回ごとに左右別に 1 評価を与えた。また選択された試行に含まれるデータの左右別平均をその計測回のデータとした。

評価尺度には、5 段階の品質尺度 (5:大変良い, 4:良い, 3:普通, 2:やや劣る, 1:劣る) を用い、更に中間点も許容した。また、評価項目は S_1 , S_2 , および S_3 の 3 項目とした。(a) S_1 , S_2 共に良い場合, (b) (c) どちらか一方が他方よりも良い場合, (d) 両方共に悪い場合について、評価とその根拠としてコメントが示してある。データは足圧とビデオの同期計測されたもので、評価時は S_1 と S_2 は足圧のみの観察、 S_3 はビデオの観察をパソコンの画面上で行った。観察した画面の例を図 3.5 に示す。

・専門家の評価結果と特徴量との相関分析

相関分析の結果の数値を表 3.3 にまとめる。

専門家の評価は順位尺度であるので、必ずしも最初から線形性を仮定できないが、ここでは S_3 を S_1 および S_2 を説明変数とする 2 変量の重回帰式が成り立つと仮定し、以下の検討を行った。また、 S_3 と $S_1 \cdot S_2$ との重回帰による相関係数は、 $R_T = 0.74$ であった。t 値が S_1 では $t = 6.6$, S_2 では $t = 4.5$ であったことから、 S_3 , S_1 と S_2 の重回帰式で説明できるといえる。なお S_3 と S_1 の単回帰の相関係数は $R = 0.68$, S_3 と S_2 では $R = 0.60$ であり、重回帰の場合よりも低い値であった。





次に、あおり特徴量 F_1 、ローリング特徴量 F_2 と評価 $S_1 \sim S_3$ の分布について、表 3.2-II, III, IV の結果をそれぞれ図 3.6～3.8 に示す。予測値 $S'_1 \sim S'_3$ を求める回帰式は足歩行の定量化に有効な情報であると言える。高齢者に関して、これまで臨床経験からすり足が転倒の大きな要因であることが分かっており、このことから本歩行パラメータは、転倒予防の指導において定量的な評価を与え得るものであることが示唆される。

3.5 高齢者の事故リスク推定 (荷重変化・接地面積変化パラメータ P7 P8, 基本パラメータ P1 P2 の適用)

高齢者の事故、なかでも転倒は、骨折、ひいては寝たきりにつながることから、その予防は社会的に重要な課題である。高齢者を対象とした転倒予防教室は都内をはじめ、全国の数十箇

計測回		第1回 (試行数 10)	第2回(3ヶ月後) (試行数 10)	第3回(6ヶ月後) (試行数 10)
評価対象				
クラスA	被験者1	右足 <ひと組分のデータ> 評価:10試行(約30歩分に相当)の観察に基づく S1(あおりの評価) S2(ローリングの評価) S3(総合評価) 特徴量:10試行(約30歩分に相当)の平均 F1(あおり特徴) F2(ローリング特徴)	例) S1=...点 S2=...点 S3=...点 F1=... F2=...	例) S1=...点 S2=...点 S3=...点 F1=... F2=...
	左足			
	...	120組の評価つきデータ → 学習データ		
	被験者20	右足		
		左足		
計測回		第1回 (試行数 10)	第2回(3ヶ月後) (試行数 10)	第3回(6ヶ月後) (試行数 10)
評価対象				
クラスB	被験者21	右足	90組の評価つきデータ → テストデータ	
	左足			
	...			
	被験者35	右足		
		左足		

(a)

足底圧力分布と足圧中心軌跡の重ね表示 (評価結果のタイプ) The compound pressure distribution pattern and the track of the centers in one step	あおりの良 さの評価 Score for the skill of supination	ローリングの 良さの評価 Score for the skill of foot rolling
 (a) (あおり○ローリング○)	3. 8点 (軌跡の形はバランス良い。)	4点 (土踏まず部分がやや速いが良い。)
 (b) (あおり×ローリング○)	2. 8点 (蹴りが外側へ行く。)	3. 8点 (時間経過はまあ良い。)
 (c) (あおり○ローリング×)	4. 5点 (少し内側へ入るが、良い。)	3. 3点 (指の付け根部分に集中する。)
 (d) (あおり×ローリング×)	2. 5点 (内側を通り、指の付け根で更に内側へ入り蹴りは外へいく。)	2点 (かなり中足骨部分に集中する。)

(b)

図 3.4. 実験に用いたデータの構成

(a) 学習データとテストデータの内訳。

(b) 足圧中心軌跡と専門家による評価コメント及び採点の例 (採点は5点満点)。

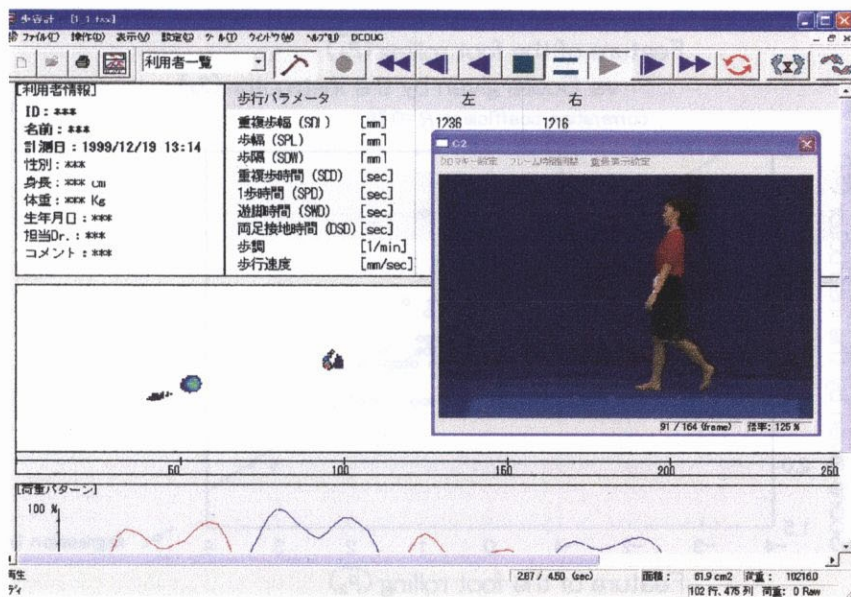


図 3.5. 専門家の主観評価時に用いた歩行データの表示画面例

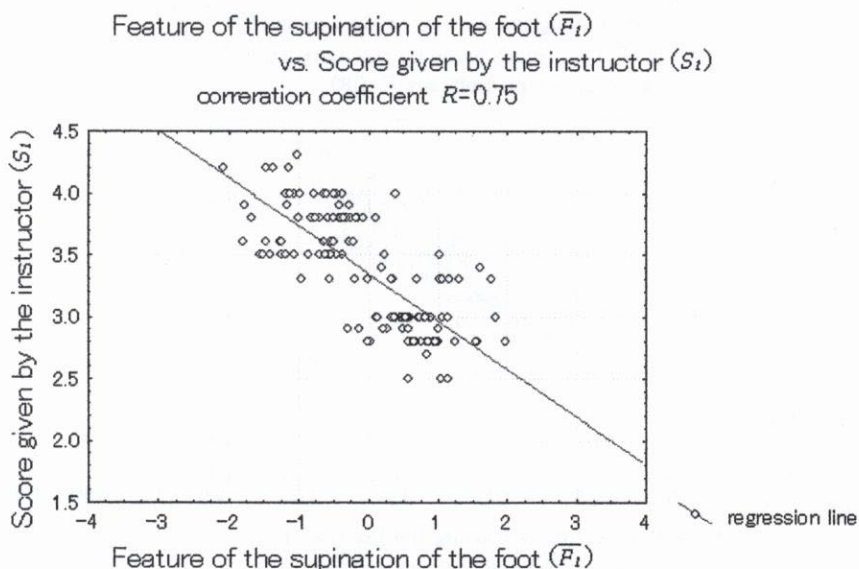


図 3.6. 正規化したあおりパラメータと専門家による評価の相関

所程度の機関で主催され、歩行改善を目的とした体操指導などが行われている [武藤 00]。こうした指導機関では指導の効果として事故リスクの増減を定量的に評価する方法が求められている。主に老人医療の分野において、高齢者の歩行特徴の研究が盛んに行われ、高齢者の歩幅が若年者に比べて狭いことや、蹴り出し力が弱いなどの知見が得られている [植木 98] [柳川 98]。定量的な測定方法としては、最大限の歩行速度で歩いてもらい短い距離を歩く時間を測定する最大歩行速度測定が比較的再現性がよいといわれている。しかし、転倒などの事故リスクを評

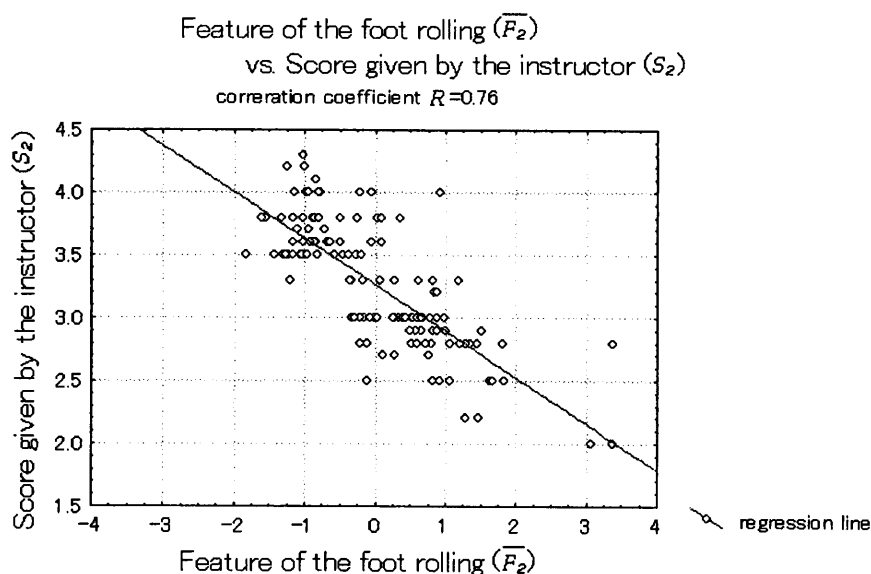


図 3.7. 正規化したローリングパラメータと専門家による評価の相関

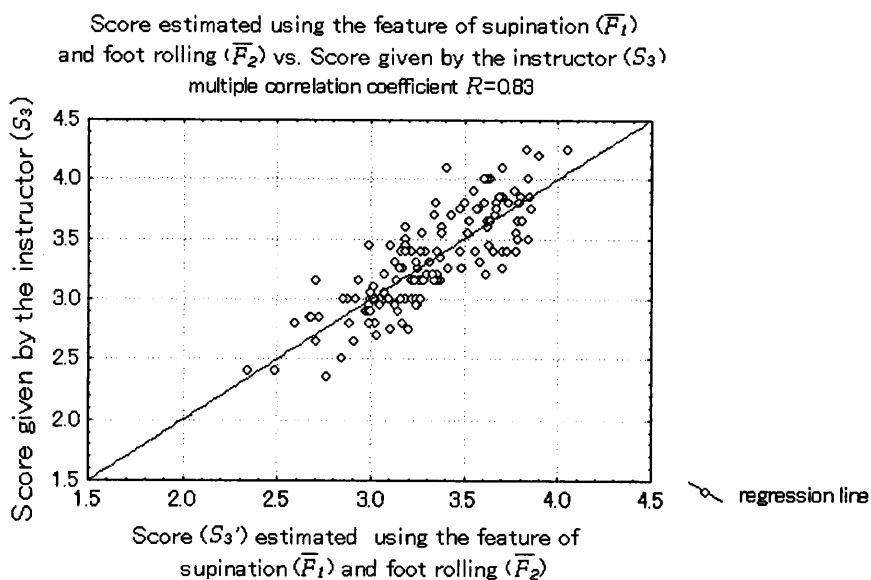


図 3.8. あおりパラメータとローリングパラメータの重回帰による予測値と専門家によるあおりとローリングの総合評価の相関

価する有効な指標はまだ得られていない。ここでは、事故リスクの定量評価手法の確立を目指し、医師との共同で行った歩行パラメータの計測と分析について述べる。

この分析では、都内の整形外科で行っている転倒予防教室が主催する、筋力およびバランス能力の改善を目的とした体操のクラスに参加している高齢者 27 名を対象とした。計測は医師の協力のもとで体操指導クラスへの参加前および 1 年間の体操指導クラスへの参加後に行った。

Score estimated using the feature of the supination of the foot (S'_i)
vs. Score given by the instructor (S_i)
 $R = 0.74$

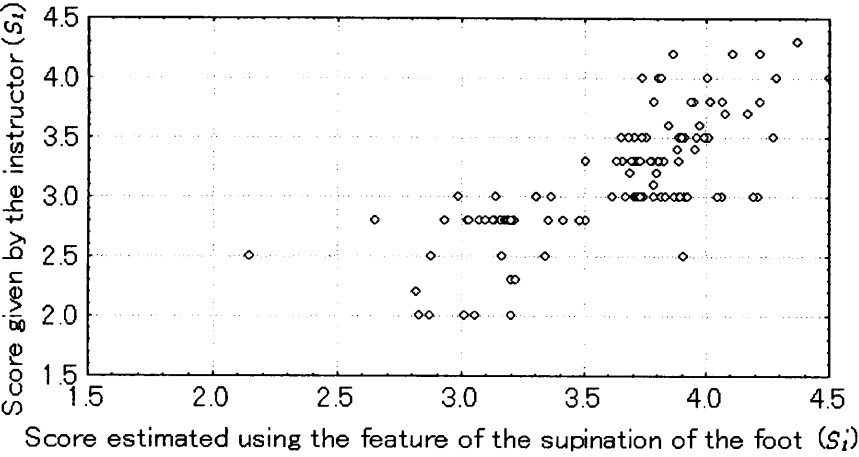


図 3.9. あおりパラメータ F_1 による回帰式を用いた予測評定 S'_1 と専門家によるあおりの良さの評定 S_1 の相関

分析に用いたパラメータは、面積変化パラメータと荷重変化パラメータおよび空間パラメータの歩幅と歩隔である。

3.5.1 荷重変化・接地面積変化パラメータ P7 P8 の適用

従来から、高齢者を特徴づける歩行はいわゆる「すり足」と呼ばれている。ビデオから足裏と地面との角度を読み取る kinematics 的解析も行われており、下野ら [下野 99] は高齢者の歩行特性についてビデオを用いた足裏と床との角度の解析を行っている。足裏と床との角度が小さい人と大きい人が存在し、角度の小さい人は少しの段差につまづきやすく、角度の大きい人は必要以上の背屈をしているため不安定であると報告している。阿江ら [阿江 99] も同様にビデオを用いた足関節角度などの分析を行い、高齢者群と青年群の比較を行っている。その結果、障害物をまたぎ越す際に、青年群は膝関節に多く依存しているのに対し、高齢者は股関節や足関節に依存していることや、またぎ越し動作において高齢者は必要以上に足背屈がみられることや、足の接地時の衝撃に対する防御的動作として足裏全体で接地することなどの分析結果が得られている。これらの研究結果から、高齢者歩行の転倒の危険性を高める要因として、

- 着地から蹴り出しまでの間に足背屈の角度をあまり変えられず、足裏全体を地面につけている
- 足裏全体を地面につけていることによって、重心が不安定になるとともに蹴り出しが弱くなる

という特徴が挙げられる。そこで、床面と足の接地状態を反映する特徴量が事故リスクを測る指標として有効であると考えられる。上述の従来手法は、kinematics 的な手法であったため、

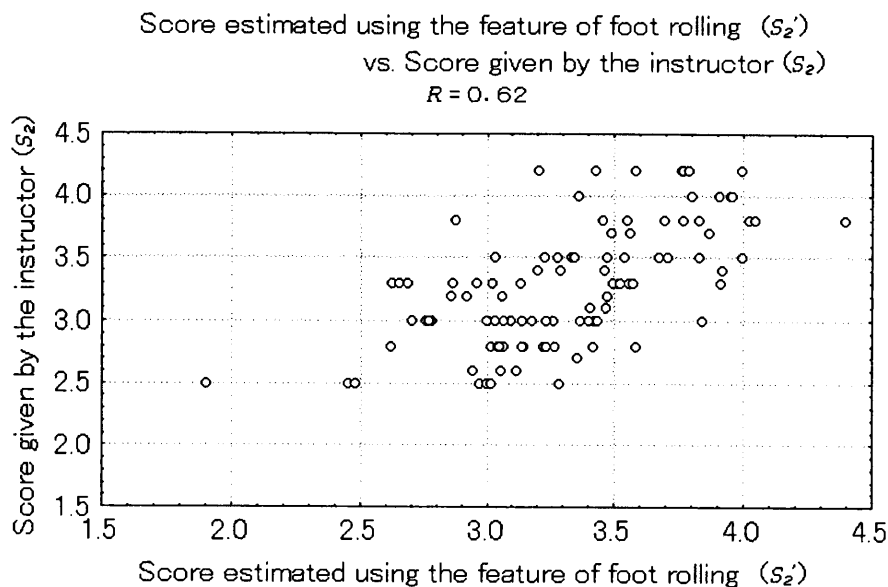


図 3.10. ローリングパラメータ F_2 による回帰式を用いた予測評価 S_2' と専門家によるローリングの良さの評価 S_2 の相関

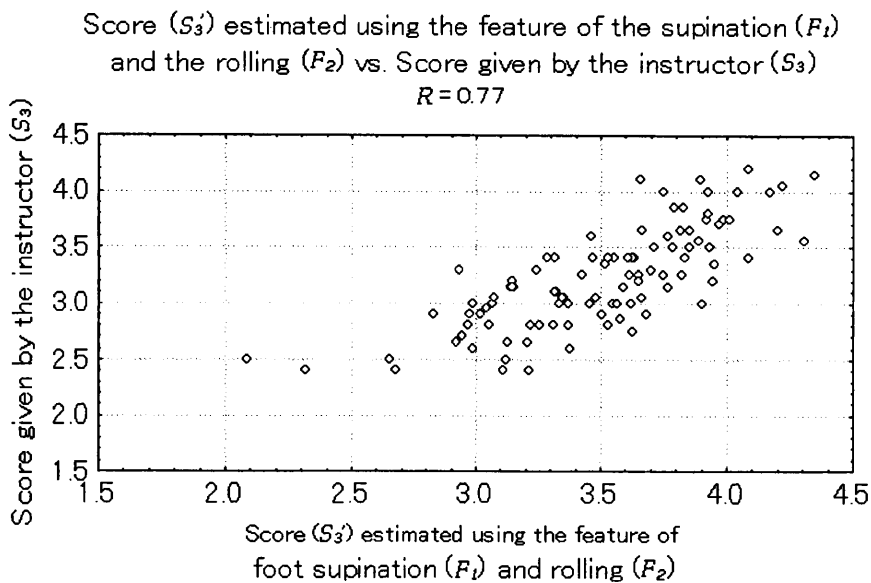


図 3.11. あおりパラメータ F_1 とローリングパラメータ F_2 による重回帰式を用いた予測評価と専門家によるあおりとローリングの総合評価 S_3 の相関

床面と足の接地状態を横からみた足の背屈角度としてしか捕らえることができなかった。本研究では、圧力センサ上の歩行により、床面への足の接地状態をより直接的に計測し、事故リスクを測る指標を提案して有効性を検討する。

接地状態は、センサとの接触面の面積と圧力によって評価する。Naya[Nay99] は、本研究で用いているものと同種のセンサを表面に貼り付けたペットロボットを製作し、接触面の面積と荷重を特徴量として身体部分とセンサ面との接触状態を評価し、ペットに対する人の動作（叩く、なでる、等）を識別した。この研究結果からも、接地状態の評価に接地面積と圧力が有効であると考えられる。そこで、2.5.3 節において定義したパラメータのうち、空間情報を縮退させた接地パターン（荷重変化パラメータ）と、接地面積変化パラメータを用いた高齢者の事故リスク推定を行う。

計測は各被験者につき、歩行と静止の 2 種類を行った。歩行は自然な速度と歩幅でセンサ上を 4 歩から 8 歩で歩き抜ける。静止は自然な立位で開眼で 10 秒間測定する。面積変化パラメータは、静止時の接地面積によって正規化し、荷重変化パラメータは静止時の両足荷重によって正規化した。

歩行が不安定な高齢者の場合には、個人内でもパターンの時間的な変化のばらつきが個人変化が大きいため、面積変化パラメータと荷重変化パラメータのいずれも一歩内の時間平均をとり、それぞれ式 (3.3)、式 (3.4) の値を特徴量とした。

$$\overline{A(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \sum_{x,y} \frac{P(x,y,t)}{|P(x,y,t)|} \quad (3.3)$$

$$\overline{L(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T \sum_{x,y} P(x,y,t) \quad (3.4)$$

3.5.2 基本パラメータ P1 P2 の適用

2.5 節において三次情報として整理した歩行パラメータのうち、基本パラメータ（空間）と基本パラメータ（時間）は、基本的な歩行能力を定量的に記述するためのパラメータとして、従来から医療・健康の分野で用いられている。医療の分野では、主に特定の疾病の症例研究において、患者と健常者を比較するために用いられる。健康の分野では、高齢者の健康指導の際に歩幅や速度などの測定を行い、個人の経時変化を見るために用いられている。歩行基本パラメータの医療分野の属性への適用としては、パーキンソン病患者や片麻痺患者と健常者の測定を行い、歩行基本パラメータが病状の定量評価指標となり得ることを示されている [葛田 05][新井 96]。ロボット工学の分野では、人が安定した歩行を行うために歩幅の調整が重要であることが示されている [畠]。本研究では、歩行基本パラメータの健康分野の属性への適用として、高齢者の事故リスクの評価指標としての有用性を検討した [数藤 01a]。

体操前、体操後の被験者の各パラメータの変化を表 3.4 に示す。体操のクラスの前後のパラメータの変化について t 検定を行った結果、歩幅、接地面積パラメータの時間平均、荷重変化パラメータの時間平均に有意差がみられた [星野 01][別府 01]。この結果について、整形外

表 3.4. 高齢者のパラメータの経時変化

高齢者の事故リスク改善のための体操指導前後における基本パラメータの変化

パラメータ	指導の前	1年間の指導の後	t 検定による P 値
歩幅の平均値	519.8	552.0	0.106
歩隔の平均値	82.3	83.6	0.43
面積変化パラメータの時間平均値	0.89	0.72	0.00024**
荷重変化パラメータの時間平均値	1.46	0.74	8.36E-07**

科医の星野らは、歩行パラメータ以外の体操指導前後の変化として筋力の増加を確認し、筋力の増加による遊脚時間の延長と、蹴り出し力の増大が歩幅の増大につながったと考察した [星野 02b][星野 02a][星野 03]。前節までに述べた歩行計測手法を用いて、従来の計測手法では困難であった歩幅や歩隔の数 *cm* の変化を検出できたことにより、歩行基本パラメータが転倒予防の指導において高齢者の歩行能力に関する従来手法（最大歩行速度測定）と同等あるいはそれ以上の定量的な評価を与え得るものであるという見解が得られた。

星野 [星野 02b] は、高齢者の歩行時の遊脚相時間が延長し、歩行支持側の蹴り足の力が増加すると歩幅が増大し、筋力増強やバランス能力も改善する事により歩行速度が速くなると歩行時立脚相時間が減少するため歩行時加圧面積、歩行時加重が減少すると考察している。

接地面積が広く歩隔が狭い高齢者のパラメータ分布は、バランスがうまくとれないために足底全体を接地しながら小刻みな歩行を行うすり足の傾向と一致し、提案パラメータはすり足歩行の定量化に有効な情報であると言える。高齢者に関して、これまで臨床経験からすり足が転倒の大きな要因であることが分かっており、このことから本歩行パラメータは、転倒予防の指導において定量的な評価を与え得るものであることが示唆された。接地面積が広く歩隔が狭い高齢者のパラメータ分布は、バランスがうまくとれないために足底全体を接地しながら小刻みな歩行を行うすり足の傾向と一致し、提案パラメータはすり足歩行の定量化に有効な情報であると言える。高齢者に関して、これまで臨床経験からすり足が転倒の大きな要因であることが分かっており、このことから本歩行パラメータは、転倒予防の指導において定量的な評価を与え得るものであることが示唆される。

3.6 年齢層の推定（荷重変化・接地面積変化パラメータ P7 P8 の適用）

年齢層の推定の主なニーズは、性別と同様にマーケティング情報への利用である。一般的に年齢層の記述では、10代、20代～30代、40代～50代、60代～という程度の幅が用いられる。しかし、従来研究においては充分有効な特徴量は見当たらない。加速度データから高齢者と若年者を分類する研究が階段を降りる動作について行われているが、平地でのデータについては検討されていない [森田 04]。また、著者が行った基礎検討では、女性では踵の圧力の最大値に年

年齢による違いが見られた [数藤 96] が、十分に有意性を示す結果は得られなかった。また、男性では年齢による差はほとんどなかった。

年齢層の推定のもうひとつのニーズとして、医療・健康分野において体力的な若さを推定するということがある。この場合には、10代～20代、30代～40代、それ以上、という程度の粗い幅でも応用が考えられる。そこで、3.5節の高齢者の事故リスクの推定についての検討を拡張し、対象データとして若年者層についても計測を行い、3.5節と同様のパラメータについて、年齢層の推定が可能かどうかの検討を行った。

健康な若年群、転倒予防教室に通う高齢者群（いずれも女性）を分析対象とした。高齢者群は60歳以上90歳代までの健常者女性28人（以下高齢者クラスとする）で、比較対象の若年群は30歳以上60歳未満の45名及び18歳以上30歳未満の75名の健常者女性のデータを用いた。

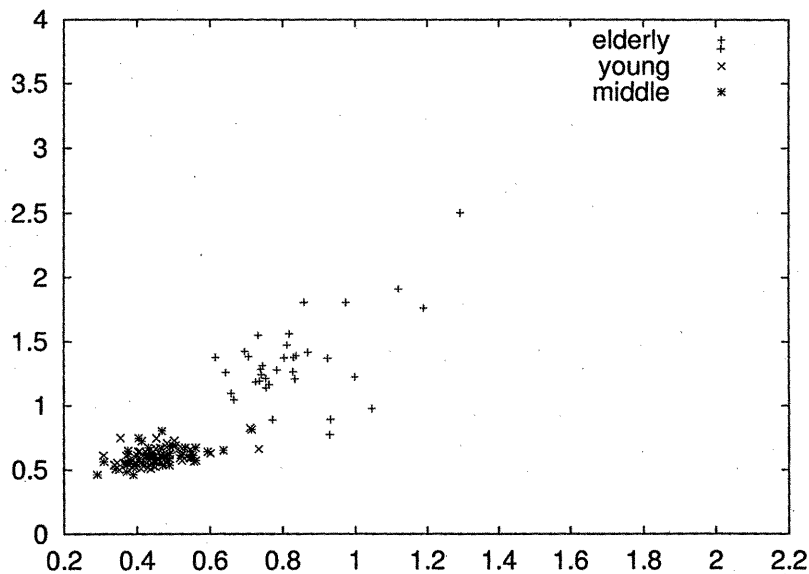


図 3.12. 面積変化パラメータと荷重変化パラメータの年齢層別分布

面積変化パラメータの時間平均値と荷重変化パラメータの時間平均値の空間における、高齢者群と若年者群のデータの分布。

この結果を表 3.5 に示す。歩幅は年齢とともに小さく、歩隔は年齢とともに大きくなる傾向があり、t 検定を行なった結果、30 歳未満の若年者群と高齢者群との間に歩幅、歩隔ともに有意差がみられた。また、面積変化パラメータの時間平均値と荷重変化パラメータの時間平均値の空間における、高齢者群と若年者群のデータの分布を図 3.12 に示す。高齢者と若年者群が

表 3.5. 年齢層群別のパラメータの比較

パラメータ	若年者群 (18-30)	中高年群 (30-50)	高齢者群
歩幅	595.6(2.65)	574(3.30)	510.1(5.71)
歩隔	43.9(1.16))	47.6(0.73)	78.5(0.57)
面積変化パラメータ	0.44(0.0052)	0.46(0.0071)	0.83(0.022)
荷重変化パラメータ	0.59(0.0039)	0.61(0.0057)	1.44(0.31)

完全に分離できていることがわかる。

マーケティング応用では自然歩行状態を妨げる様々な要因が存在するため、パラメータを単独で年齢推定に用いることは難しいと考えられる。しかし、他の情報との組み合わせることによって信頼性を高めるために用いたり、フィットネス関連の施設などでいわゆる”健康年齢”の自動判定に応用することが可能であると考えられる。

3.7 結言

本章では、第2章で定義した二次情報の接地パターンおよび、三次情報のパラメータを用いて、各々から個人属性情報を抽出する具体的な手法について述べた。二次情報の接地パラメータからは、セキュリティの分野で必要とされる、個人性を抽出した。三次情報の時間・空間パラメータと、荷重・面積変化パラメータ、足圧時空間特徴、あおり・ローリング特徴は、医療・健康分野で必要とされる、高齢者の事故リスク推定、健康度の抽出に適用した。接地パターンのプロジェクションは、主にマーケティング分野で必要とされる属性である、年齢層と性別に適用した。以上において、第2章で立てた統一的な方法論により、第1章で目標として挙げた人物属性情報（個人性、性別、年齢層、病状の有無、健康状態、高齢者の事故リスク）のいずれについても歩行情報から何らかの識別特徴が得られることを示した。特に健康状態としての歩行の良さについては専門家の目視判定と相関の高い定量評価値が導出できることを示した。

次章では、圧力センサの上記以外の利用方法として、センサの同期信号としての利用方法を示す。また、歩行パラメータの視覚的に有効な提示方法についても考察する。