

複数センサ情報の統合による ロバストな人物動線検出手法の提案

川島秀人^{†1} 新野毅^{†1} 田島潤一^{†1}
新谷公郎^{†2} 芳賀博英^{†1} 金田重郎^{†1}

著者らは、複数センサ情報の統合による人物動線検出手法の研究開発を行ってきた。具体的には画像センサを用いて動線の候補を作成し、その中からユーザが身につけるウェアラブルセンサの情報を用いて、それぞれのユーザにとって尤もしい動線を導出する手法である。従来手法ではステレオカメラと加速度・地磁気センサを用いていた。しかし従来手法では、行動は画像センサのセンシング領域に限定されており、障害物や人物相互による遮蔽にも対応していなかった。また、後ろ歩き、静止等によって精度が低下するという問題も存在した。そこでこれらの問題を解消すべく、途切れた動線のつなぎ合わせのパターンの評価によるロスト（画像センサのセンシング不能状態による動線の消失）への対応と、動線からの速度と加速度センサから得られる垂直方向の身体加速度との関係性に着目した、動線とウェアラブルセンサとの照合方法を試みた。これらのアプローチによりロストに対応したロバストな人物動線検出を実現した。

Integration of Multiple Kinds of Sensors for Robust Tracking of Human Beings

HIDETO KAWASHIMA,^{†1} TSUYOSHI SHINNO,^{†1}
JUNICHI TAJIMA,^{†1} KIMIO SHINTANI,^{†2} HIROHIDE HAGA^{†1}
and SHIGEO KANEDA^{†1}

We have been conducting research on the integration of multiple kinds of sensors in order to track moving objects, especially human behaviour. More specifically, proposed method that selects out the user's path from some paths detected by image sensor processing, based on information on the wearable sensors such as acceleration sensors and geomagnetic sensors. In the previous work, we have used stereo cameras and acceleration and geomagnetic sensors. However, there were some problems in previous method. One is that users

could not move only in the sensing area of the image sensors. Another is that the accuracy decreased when users walked backward or stood still. So, in order to reduce these problems we tried to cope with *lost*, which is the case that users exit the sensing area of image sensor, by comparing all patterns of joining of lost path with the information acquired from wearable sensors. Furthermore, we use the new matching method of path and wearable sensors information. In this method, the likelihood of velocity of path and the vertical body acceleration from acceleration sensors is evaluated. We realized highly robust tracking system that can detect *lost* by these approaches.

1. はじめに

近年、人が目視で観察することでしか把握できなかった人の行動を自動的に、定量的に把握することが様々な分野で求められている。例えばオフィス等の集団生活における人間関係抽出¹⁾、顧客の購買行動の分析²⁾、人物動線から不審な動きをする不審者の発見³⁾といったアプリケーション展開が考えられる。

そこで著者らは、複数センサ情報の統合による人物動線検出手法の研究開発を行ってきた⁴⁾⁻⁶⁾。具体的には画像センサを用いて動線の候補を作成し、その中からユーザが身につけるウェアラブルセンサの情報を用いて、それぞれのユーザにとって尤もしい動線を導出する手法である。複数人の接触・交差、突然の方向転換等、確率的追跡が困難な人の動きにも対応可能であり、画像処理単体の追跡に比べて高いロバスト性を持ち得る。導出された動線はセンサ ID、即ち個人の識別情報と結びついており、動線の個人識別も可能である。

しかしながらこれまでの取り組みにおいては、画像センサのセンシング不能状態による動線の消失（以下、ロストと呼ぶ）への処理が未定義であったため、行動は画像センサのセンシング領域に限定されており、障害物や人物相互による遮蔽にも対応していないという問題が存在した。また、動線とウェアラブルセンサとの照合方法として、移動方向と身体の向きとの一致度を評価する手法を採用していたため、後ろ歩きや横歩き、静止等によって精度が低下するという問題も存在した。そこでこれらの問題を解消すべく、本稿では途切れた動線のつなぎ合わせのパターンの評価によるロストを織り込んだアプローチと、動線からの速度

^{†1} 同志社大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Doshisha University

^{†2} 常盤会短期大学幼児教育科
Department of Early Childhood Education, Tokiwakai College

と加速度センサから得られる垂直方向の身体加速度との関係性に着目し、これらの一致度の評価を試みた。これらのアプローチによりロストへの対応と、前歩き、後ろ歩き、横歩き、静止、座りといった動作に対応した評価が可能であることを確認した。以下、第2章では著者らのこれまでの取り組みとその課題について述べる。第3章では提案手法の指針、第4章でそれを実装したシステムの構成を述べ、第5章では提案手法の有用性を検証するために行った実験について述べる。そして第6章にて考察し、第7章でまとめを述べる。

2. 画像センサとウェアラブルセンサとの情報統合による人物動線検出手法

2.1 手法の概要と特徴

本手法のシステムは画像センサ、ユーザに装着するウェアラブルセンサから構成される。ユーザが移動する様子を画像センサにてセンシングし、各センサからのデータを事後的に回収して解析を行う。画像センサから得られた画像データに対して移動体検知を行い、移動体を確率的に追跡するのではなく可能性を網羅する追跡を行う。例えば複数人の接触・交差時には考えられる動線の候補を全て検出する。そして各動線が持つ物理量と各ウェアラブルセンサから得られる物理量との一致度を見ることで照合を行い、評価の高いセンサと動線との対応付けを行う。その結果、ウェアラブルセンサを装着したユーザそれぞれの動線が検出される。なお本稿では以降、動線とウェアラブルセンサとの照合時に用いる物理量を照合用データと呼び、動線側の照合用データを $P_{eval}(t)$ 、ウェアラブルセンサ側の照合用データを $S_{eval}(t)$ と記述する。 $P_{eval}(t)$ 、 $S_{eval}(t)$ は時系列データのアナログ量であり、実用的に見て2次元、1次元の場合があり得る。2次元の例としては位置、1次元は方向等が挙げられる。 t は時刻を意味する。また照合を行う前にあらかじめ動線には動線番号 m 、ただし $m = 0, 1, \dots, M-1$ (M は動線数)、センサにはそれぞれセンサID n 、ただし $n = 0, 1, \dots, N-1$ (N はセンサ数) を割り振り、照合の結果としてセンサID に対応する動線番号を導出する(図1)。

2.2 従来手法とその課題

従来手法⁶⁾ では画像センサから求めた動線の移動方向と、ウェアラブルセンサとして用いた加速度・地磁気センサから算出された身体の正面方向との絶対値誤差を一致度として照合に用いた。照合用のデータ $P_{eval}(t)$ 、 $S_{eval}(t)$ は1次元の方向情報である。なおセンサの装着位置はユーザへの負担の少ない腰である。また1つの動線に対して2つ以上のセンサを割り当てることのない、最適な組み合わせの集合の導出を行った。想定されるセンサと動線の組み合わせ全てについて評価を行い、その中から最適な組み合わせを導出した。

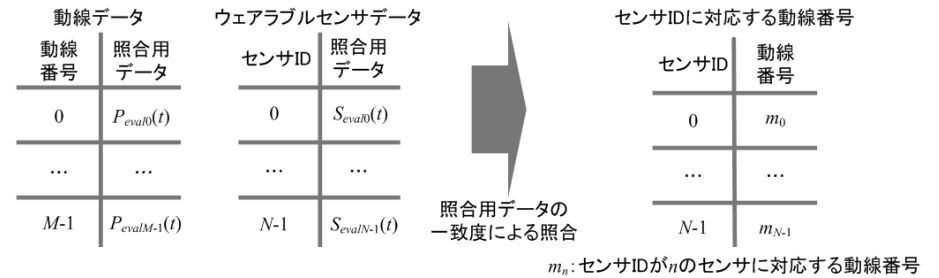


図1 ウェアラブルセンサと動線との対応付け
Fig. 1 Correspondence between wearable sensors and path

しかしながら従来手法ではロストを含む動線と含まない動線を等しく評価できていなかったため、ロストへの対応は考慮されておらず、ユーザに画像センサのセンシング範囲外へ退出することを禁じた状態で検出を行っていた。ロストへの対応によって画像センサのセンシング範囲にユーザの移動が限定されることもなく、また障害物や人物相互による遮蔽にも対応が可能となる。そのため、実環境への適応を考えた場合、ロストへの対応は必然であると考えられる。また動線とウェアラブルセンサとの照合方法としては、動線の移動方向と加速度・地磁気センサから算出した身体の向きとの一致度を評価する手法が、精度や利便性の面で有効であるとされていた。しかし移動方向と身体の向きとが異なる動作、即ち移動方向と身体の向きとが逆となる後ろ歩き、移動方向が正確に検出されない静止等によって精度が低下するという問題が存在した。本来は全ての動作において同様の関係性を示す照合データを用いることが望ましい。

そこで著者らはこれらの問題を解決する手法として、異なる長さを持つ途切れた動線のつなぎ合わせのパターンの評価方法と、動作に因らず精度が保証される照合方法を提案した。

3. 提案アプローチ

3.1 速度と垂直方向の身体加速度を用いた照合

3.1.1 照合データ

動線とウェアラブルセンサとの照合データについて考察する。画像センサの情報を元に作られる動線には時系列の位置座標が与えられている。そこから得られる物理量としては当然位置、そしてそれを微分することで得られる速度や加速度、移動方向等が考えられる。一方ウェアラブルセンサからは加速度センサを用いた場合には加速度、地磁気センサを用いた場

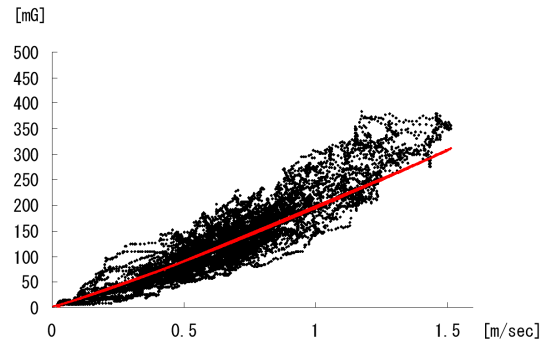


図 2 速度と垂直方向の身体加速度との関係性
Fig. 2 Relation between velocity and vertical body acceleration

合には方向（身体の向き）が得られ、用いるセンサによって様々である。

従来手法⁶⁾では、ウェアラブルセンサとして加速度・地磁気センサを用い、そこから得られる人の向きと画像センサからの動線の移動方向を照合データとして、それらの一致度を評価する手法を採用した。本稿で提案する照合方法ではウェアラブルセンサとして加速度センサのみを用いる。一般的にウェアラブルセンサからのデータにはノイズが載っており、本手法で用いる加速度センサデータからノイズと区別できる情報としてはユーザの身体への衝撃や揺れ程度である。例えば歩数計として人の歩みによる衝撃から歩数を数えること等には利用できるが、それを積分して位置を算出すること等は難しい。つまり人の移動する加速度（動線から算出する加速度）とウェアラブルセンサとして用いる加速度センサから得られる加速度を照合データとして用いるのは適当ではない。同様に動線が持つ位置と加速度センサの加速度とを微積分によって速度、位置などの同一物理量へと変換し、一致度を算出したとしても照合は難しい。そこで本稿では動線の速度と加速度センサから得られる垂直方向の身体加速度との関係性に着目し、関係式による直接的な物理量の変換を試みた。

3.1.2 速度と垂直方向の身体加速度との関係性

速度と垂直方向の身体加速度との関係性を調べるため、簡易実験を行った。被験者 5 人に対し、加速度センサを腰に装着して前歩き、後ろ歩き、横歩き、椅子に座るといった動作をしてもらい、その様子をカメラで撮影した。これらの動作は日常生活において我々が頻繁に行う動作である。使用した機器、データ処理方法に関しては第 4 章で後述する。20FPS で 2 分間データを取得した。標本数は $5 \text{人} \times 20\text{FPS} \times 120\text{sec} = 12000$ 個である。図 2 に結果

を示す。図中の曲線は簡易実験のデータから導出した関係式である。横軸が速度、縦軸が垂直方向の身体加速度の絶対値である。相関係数は 0.91 となり、高い正の相関があること確認した。歩き方や被験者による大きな分布の違いは見られなかった。椅子に座る動作に関しても同様の分布が見られた。この結果から速度と垂直方向の身体加速度は、歩き方や被験者によらず同一の関係性を示すことがわかった。よってこの関係性を元に関係式を導出し、これに速度の観測値代入して求めた垂直方向の身体加速度の理論値を $P_{eval}(t)$ 、加速度センサからの観測値を $S_{eval}(t)$ として用いることで、従来手法のように動作によって精度が変わることがなく、前歩き、後ろ歩き、横歩き、静止、座りといった動作に対応した評価が可能となる。提案手法における $P_{eval}(t)$ 、 $S_{eval}(t)$ の単位は [mG] である。なお本稿で垂直方向の身体加速度と言った場合、垂直方向の身体加速度の絶対値を指し、動線から算出される速度とは移動体の頭頂部の 3 次元速度を表す。

図 2 のデータを元に導出した関係式は速度を表す変数を x とし、垂直方向の身体加速度を表す変数を y とする。ここで y は x によって決定されるが、ランダムノイズが載っているために誤差が生じているとすると文献 7) より、 x, y は共に比例尺度であるのでそれらに関係づける関係式は以下の形式を有する。ここで a, b は定数である。

$$y = ax^b \quad (1)$$

3.2 ロストに対応した評価方法の提案

人物動線検出のロバスト性を保証するにはロストへの対応を考慮することが必須となる。従来手法の様にロストを考慮しなければ各ユーザの動線は途切れることなくフレーム毎に必ず検出されるため、それらを同等に評価できる。しかしロストを認めることで途中フレームにて消失・出現する動線が検出されたため、ロストした動線とウェアラブルセンサとの評価を行うには、動線のつなぎ合わせのパターンを考慮した評価が必要である。本稿では以降、途切れた各動線をパス、パスのつなぎ合わせをルートと呼び、それらの区別を必要としない場合には単に動線と呼ぶ。なお動線及びパスの長さ L とは動線及びパスが画像センサによって検知されていた時間長を指し、ルートの長さとはそのルートに含まれるパスの長さの総和を指す。また各パスによって検出され始めた時刻はそれぞれ異なるので、その時刻を検出開始時刻 t_{start} と表すこととする。

今回は動線の照合用データ $P_{eval}(t)$ とウェアラブルセンサの照合用データ $S_{eval}(t)$ とのユークリッド距離によって、これらの一致度を算出する。照合用データとしては 1 次元データを用いるためユークリッド距離は即ち絶対値誤差となる。そしてまず式 2 のように検出開始時刻 t_{start} 、長さ L のパスにおける絶対値誤差の平均 $MAE(\text{Mean Absolute Error})$ を

求める。

$$MAE = \sum_{t=0}^{L-1} \frac{|P_{eval}(t) - S_{eval}(t_{start} + t)|}{L} \quad (2)$$

ここで動線とウェアラブルセンサとが対応している場合の一般的な $P_{eval}(t)$ と $S_{eval}(t)$ の差の絶対値の平均値を Ave 、標準偏差を SD とすると、センサと対応する長さ L のパスの MAE は中心極限定理によって平均 Ave 、標準偏差 $\frac{SD}{\sqrt{L}}$ の正規分布となることが予想される。この性質を利用し、 $P_{eval}(t)$ と $S_{eval}(t)$ との MAE から明らかに対応しないパスを排除することができる。例えば正規分布は平均から標準偏差の3倍の範囲に99.7%が分布することが知られており MAE が大きいかどうかの片側検定を行えば良いので、式3を満たさない場合、99.9%パスとウェアラブルセンサとは非対応であると言える。

$$MAE < Ave + \frac{SD}{\sqrt{L}} \times 3 \quad (3)$$

このような検定を行うことで有意な一致度を持つパスのみに候補を絞ることができる。今回は検定によって絞られたパスの候補の中からできるだけ長く、一致度の高いものをウェアラブルセンサに対応したルートであるとみなし、解として導出することを目指す。そのため長さが長くなるにつれて、また一致度が高くなるにつれて評価値が大きくなる、又は小さくなる(条件1)評価関数が必要となる。そこで各パスの MAE に対して0以上1以下の値となるよう *Normalization* というパラメータを用いて正規化を行い、さらに1との差を求めることで一致度が高い時は1、低い時は0に近づく関数 e (式4)を用意する。

$$e = 1 - \frac{MAE}{Normalization} \quad (4)$$

そして e に長さ L を乗じたものをそれぞれのパスの評価関数 $Eval$ (式5)として定義する。これは長さが長くなるにつれて、また一致度が高くなるにつれて評価値が大きくなるという性質を持ち、条件1を満たす。ルートの評価関数は各パスが持つ $Eval$ の総和となる。

$$Eval = e \times L \quad (5)$$

本項で提案した動線とウェアラブルセンサとの評価方法は、まず式3の照合用データの MAE の検定によって各ウェアラブルセンサに対して有意な一致度を持つパスのみに候補を絞り、動線のつなぎ合わせのパターンを考慮した評価関数(式5)を用いてルートの評価値

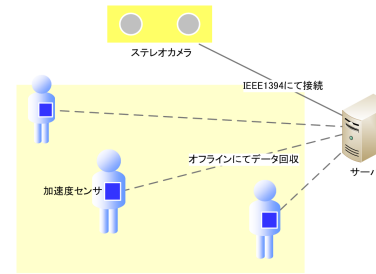


図3 システム概要
Fig.3 System image

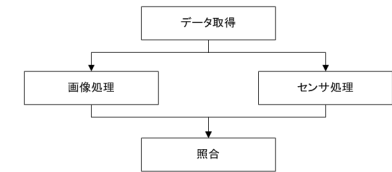


図4 システム全体の処理手順
Fig.4 Procedure of system

を算出する方法である。この評価方法により、ロストした動線とウェアラブルセンサとの照合を行う。

4. 提案システムの構成

4.1 システムの概要

図3にシステムの概要図を示す。本システムはステレオカメラ、加速度センサにより構成される。検出時にはセンサを負担の少ない腰に装着し、ユーザが移動する様子をカメラで撮影する。そして得られたデータを事後的にサーバに回収し、解析する。移動体の位置座標を高精度で検出するため、画像センサとしてステレオカメラを採用した。

続いてシステム全体の処理手順を図4に示す。データ取得を行った後、画像処理ではステレオカメラからの画像データを元に動線を作成し、動線の位置座標から速度を算出する。一方、加速度センサから得られるデータは3軸の身体加速度であり、センサ処理にて座標系変換を行い、垂直方向の身体加速度を得る。そして照合にて動線の速度とセンサからの垂直方向の身体加速度を用いた評価を行い、センサと動線との対応付けを行う。結果としてセンサを装着したユーザの動線が導出される。

4.2 画像処理

画像処理への入力画像データ、出力はパスデータとなる。画像処理は時系列の画像データから移動体をオブジェクトとして認識し、その位置座標を取得するオブジェクト検知と、時系列のオブジェクトデータに対して追跡を行い、パスデータを作成するオブジェクト追跡との2つで構成される。

4.2.1 オブジェクト検知

オブジェクト検知の実装にあたり, Point Grey Research 社の Censys3D⁸⁾ を採用した. 同社の 2 眼ステレオカメラ bumblebee2⁹⁾ を使用し, フレーム毎のオブジェクト検知までを Censys3D で行う.

検知されたフレーム毎のオブジェクトに対して近傍オブジェクトのグループ化を行う. オブジェクト同士が一定の距離 ($GroupedRange[m]$) 以上接近すると, 複数のオブジェクトを一体のオブジェクトとして認識する. 本稿では $GroupedRange$ は動線の位置座標として許容される誤差の範囲であるとする. 以降ではオブジェクトのグループを 1 つのグループオブジェクトとして扱い, 追跡する座標はグループ化されたオブジェクトの重心点とする. また 1 つにグループ化されたオブジェクトの数を $NO(NumberOfgroupedObjects)$ として, そのグループオブジェクトに保持させる.

4.2.2 網羅的オブジェクト追跡

追跡原理を説明する. 時刻 t において $Object(t)$ が検知されたとする. この時, 過去の時刻 $t-1$ における $Object(t-1)$ の追跡範囲内に $Object(t)$ が存在した場合, 同オブジェクトが移動したとして追跡する. 追跡範囲には検知性能に依存した値を設定する必要がある. 今回のオブジェクト検知ではオブジェクトの頭頂部を検知するが, 検知の誤差として人の頭ではなく肩を認識することもあった. そのため人の肩幅程度の追跡範囲が必要となった. 確実に人の頭頂部を検知することができれば, 追跡範囲は 1 フレーム間に人が移動し得る範囲で十分である.

$Object(t-1)$ の追跡範囲内にオブジェクトが存在しない場合は, 人が 1 フレーム間で移動すると予想される距離を足して新たな追跡範囲とする. 最大 $Lost[frame]$ 分のロストに対し, この処理を行う. それでもつなげるオブジェクトが存在しない場合は追跡を終了する. なおロストへの対応は後に行うのでこの処理によって必ずしもロストに対応する必要はなく, $Lost$ は 1 秒程度に当たるフレーム数で十分である. どのオブジェクトの追跡範囲にも該当しないオブジェクトは新たなオブジェクトの出現とする. 本手法では一意にルートを設定せず, 可能性のあるルートを全て網羅する追跡処理を行い, ウェアラブルセンサとの照合にてルートを設定することで精度を確保するアプローチを採る. そのため追跡範囲内に複数のオブジェクトが存在したとしても, それらのオブジェクトには全てつなげる. 追跡処理の後, 図 5 のような結果を得る.

追跡処理の後, ノードによってつながりを分割し, パスネットワーク (図 6) を作成する. ノードはオブジェクトの出現点, 消失点, ルートの分岐点, 統合点を表す. 分岐とは 1 つの

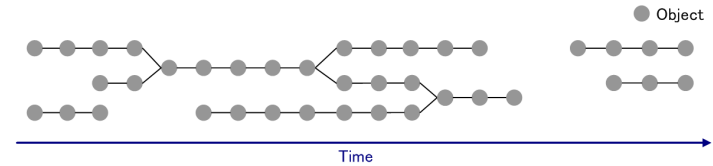


図 5 網羅的オブジェクト追跡の結果
Fig. 5 Result of exhaustive tracking

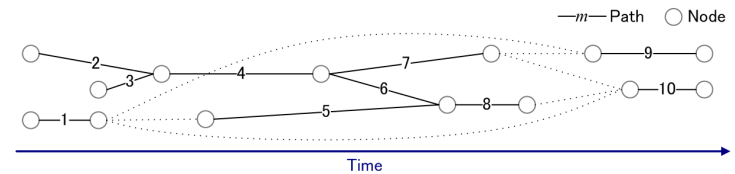


図 6 パスネットワーク
Fig. 6 Path network

オブジェクトの追跡範囲に複数のオブジェクトが存在することであり, 統合とは複数のオブジェクトの追跡範囲に 1 つのオブジェクトが存在することである.

なお本稿ではこれまで途切れた動線をパスと定義してきたが, 以降はノードによって分割された動線をパスと呼ぶこととする. また検出開始時刻 t_{start} は始点時刻と呼ぶ.

次にロストしたルートを網羅するために末尾のパスの終点と先頭パスの始点とをつなげる. ただし終点と始点との間のフレーム数に予測移動距離を乗算した距離内に, 終点と始点が存在することが条件である. これは人が何らかの理由でロストしたとして, その人が再度出現する場所がロストした場所からロスト時間内に移動可能な範囲であるかどうかを判定する条件である. 図 6 の例では点線でつながれている部分がロストのつながりである. パスをつなげる条件を満たさなければ, 8 番のパスと 9 番のパスのようにつながりが存在しない.

4.3 センサ処理

センサ処理の出力は垂直方向の身体加速度の絶対値 $AVA(Absolute\ value\ of\ Vertical\ body\ Acceleration)$ である. センサ処理の入力となる加速度データの取得には, 日立製作所の AirSense3 軸加速度ロガーノード¹⁰⁾ を使用した. 検出時には対象者の右腰に装着する.

AVA は基準座標系における Y 軸方向の絶対値であり, センサ座標系にて出力されるセンサの観測値を基準座標系へと変換する必要がある. 座標系変換を行うため, 常にセンサから一定値として出力される重力加速度を利用し, センサ座標系の基準座標系からの傾きを求

める．重力加速度の影響がない Y 軸回りの角度は対象とせず，重力加速度の影響を受ける Z 軸回りのピッチ角と X 軸回りのロール角とを算出する．なお AVA は Y 軸方向のデータであるため， Y 軸回りの傾きは AVA の導出に必要としない．

センサ座標系における X 軸方向の加速度 WAccX ， Y 軸方向の加速度 WAccY ， Z 軸方向の加速度 WAccZ とするとピッチ角 (θ) とロール角 (ϕ) は式 6，式 7 にて算出される．

$$\theta = \arcsin({}^WAccX / -g) \quad (6)$$

$$\phi = \arctan(-{}^WAccZ / {}^WAccY) \quad (7)$$

傾きの検出はセンサが静止している状態で行わなければならない．そこで 3 軸の合成加速度 SA (*Synthesized Acceleration*) の大きさから静止状態であることを判定し，静止状態と判定された時のみ傾きを検出する．静止時の SA の理想値は 1000mG であるが，誤差 $StaticError$ [mG] を許容して式 8 を満たす時は静止状態であると判定する．

$$|SA - 1000| \leq StaticError \quad (8)$$

式 6，式 7 にて求めた傾きを Z 軸周りの変換行列 R_θ ， X 軸回りの変換行列 R_ϕ にそれぞれ代入し，センサ座標系におけるセンサ観測値 SAcc に乗算することで，基準座標系におけるセンサ観測値 WAcc を式 9 により算出する．そして WAcc から重力加速度を減算し，基準座標系における Y 軸方向の加速度の絶対値，即ち AVA を算出する．

$${}^WAcc = {}^WRAcc = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \cos \phi & \sin \theta \sin \phi \\ \sin \theta & \cos \theta \cos \phi & -\cos \theta \sin \phi \\ 0 & \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^SAccX \\ {}^SAccY \\ {}^SAccZ \end{pmatrix} \quad (9)$$

座標変換に用いる傾きは 8 を満たす時のみ算出し，満たさない場合は現在から最も近い時刻にて算出された傾きを維持しているとみなして，その傾きを用いる．

4.4 照合 動的計画法による最適ルート探索

図 6 のようなパスネットワークにおいて動的計画法による探索を行い，ウェアラブルセンサそれぞれに対する最適ルートを決定する．複数のウェアラブルセンサを使用した際に生じる，同一パスが複数のセンサの最適ルートに選択されるというパスの重複も考慮した探索を行う．各センサの最適ルート探索において，評価関数 $Eval$ (式 4) を満たすパスの中で目的関数 z を最大とするルートを決定する．最適ルート探索の目的関数 z は式 10 で与えられ

る．動的計画法にて各パスにおける最適ルート選択を行った結果，評価値の和が最大のルートを最適ルートとする．

$$z = \sum Eval \rightarrow max \quad (10)$$

複数のウェアラブルセンサの最適ルートに同一パスを選択させることを許すか否かという問題があるが，一般的にはパスの重複は避けるべきである．今回，画像処理にて複数のオブジェクトをグループ化し，1 つのオブジェクトとみなす処理を行った (4.2.1 項参照)．そのため複数人が 1 つのオブジェクトとして認識される可能性があり，1 つのパスが複数人に対応していることも考えられる．そこでパスを構成するオブジェクトそれぞれが持つ属性値 NO (1 つにグループ化されたオブジェクトの数) を用いて，パスと各センサとの対応の重複を許す数 ND を決定する．例えば長さ L ，つまりパスを構成するオブジェクト数が L のパスにおいて， L 個全ての NO が等しいという保証はない．そこで L 個の NO の平均を当該パスの ND とし， ND だけセンサに対応させることを許す．各パスが持つ重複許容数 ND を利用し，パスの重複を考慮した探索の手順を説明する．1 つのセンサに対する最適ルート探索は前項で述べた通りであるが，その終了時，最適ルートに含まれるパスの ND を 1 つ減らす．もし ND が 0 となればそのパスに対するつながりを削除する．この処理の後，次のセンサに対する最適ルート探索に移る．ここでセンサの探索順序が問題になるが，使用したセンサのセンサ ID 全ての順列を作成し，並べ替えられたセンサ ID の順にそれぞれ探索を施行する．例えばセンサ数 n の時，全ての順列は $n!$ 通りあり，1 つの順列にてセンサ数 n 回分の探索を行うので総探索回数は $n! \times n$ 回となる．全ての探索順列の中で各センサにおける目的関数 z の総和を最大とする順列を導出し，その時の各センサの最適ルートを真の解とする．

5. 実 験

提案手法の有用性を検証するための実験を行った．提案手法により導出された人物動線と被験者の実際の行動との対応を確認し，精度を算出する．

5.1 実験環境

検出空間は屋内に限らないが，今回は適当な広さの部屋を想定し，鉄筋コンクリート建ての室内にて 3m × 5.6m のセンシング領域を設定した．領域内には椅子を 2 脚設置した．ステレオカメラ Bumblebee2 を 2 台使用し，地上からの高さ約 2.2m の位置に設置した．2 台の Bumblebee2 は IEEE1394 ケーブルにてコンピュータ (2 台) に接続され，制御及び画

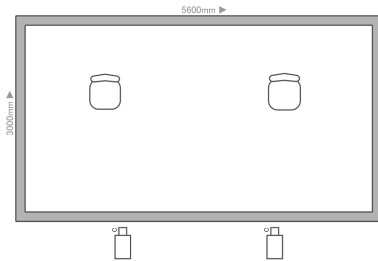


図 7 ステレオカメラのセンシング領域の簡略図
Fig. 7 Simplified figure of stereo camera's sensing area

表 1 バスに関するデータ
Table 1 Data about path

| | |
|-------|------|
| パスの総数 | 2338 |
| 分岐回数 | 2037 |
| 統合回数 | 453 |

表 2 提案手法の精度
Table 2 Precision of proposal techniques

| | A | B | C |
|--------------------|---------|---------|---------|
| センシング領域内 [sec/sec] | 283/297 | 239/239 | 111/117 |
| センシング領域外 [sec/sec] | 0/0 | 58/58 | 178/180 |
| 総時間 [sec/sec] | 283/297 | 297/297 | 289/297 |
| 総時間の対応率 [%] | 95 | 100 | 97 |

像の取得を行う。今回は 2 台とも 30FPS でデータを取得した。被験者に装着する加速度センサ, AirSense3 軸加速度ロガーノードは 20FPS でデータ取得を行った。照明は一般の蛍光灯を使用し、太陽光の影響は比較的少なかった。図 7 に全体のセンシング領域の簡略図を示す。画像データはコンピュータに逐次溜め込まれ、加速度データは SD カードに保存される。実験後回収したデータに対して画像処理、センサ処理を施した後、照合を行い、被験者それぞれに対応する動線を導出する。

5.2 実験内容

提案手法の精度を算出するための実験を行った。被験者は 3 人で実験時間は約 5 分である。被験者は歩行、椅子に座るといった動作を行い、行動範囲をカメラのセンシング領域に限らず、センシング領域に対する入退出を行った。

5.3 実験結果

実験結果として被験者 3 人 (A, B, C) のセンサから得られた垂直方向の身体加速度の絶対値と、解として導出された動線が持つ速度を図 8 に示す。次に解として導出された動線の床平面における位置座標を図 9 に示す。図 7 のセンシング領域の簡略図上にそれぞれ

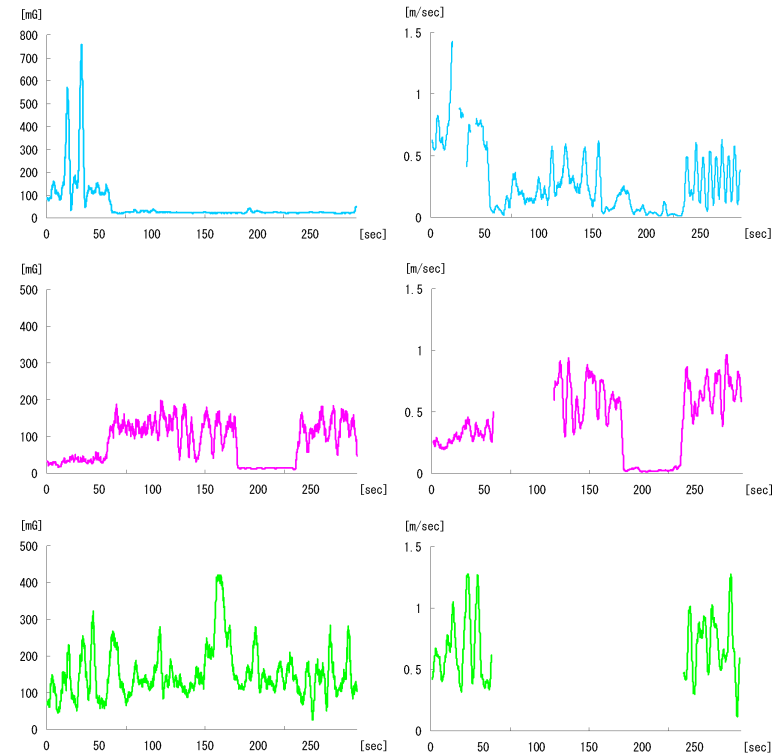


図 8 被験者 3 人 (上から A, B, C) のセンサから得られた垂直方向の身体加速度 (左) と動線の速度 (右)
Fig. 8 Absolute value of vertical body acceleration and velocity of path

表示した。両図ともにスムージング後のデータである。またバスに関するデータを表 1 に、提案手法によって導出された動線と被験者の実際の行動との対応を確認し算出した精度を表 2 に示す。総時間の精度と共に、被験者がセンシング領域内に存在した時と退出していた時の精度も示した。退出時の精度とは動線の誤検出がない時間の割合を指す。

6. 考 察

表 2 の結果から提案手法によって導出された被験者 3 人に対する動線は、100%に近い精

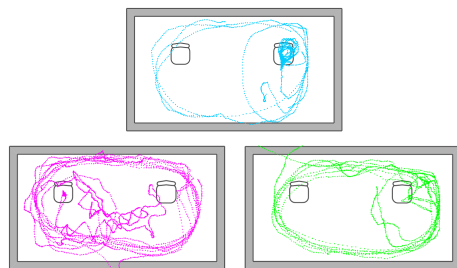


図 9 提案手法により導出された被験者 3 人の動線 (上: A, 左下: B, 右下: C)
Fig.9 Derived path by proposal techniques

度で本人のものであったことが分かる。センサの照合用データ、即ち垂直方向の身体加速度と、動線側の照合用データの算出に用いる速度とを見比べると、ロストしていない部分は同様の変化を示していることが分かる。これらの結果から速度と垂直方向の身体加速度との関係性を利用して、ロストも含めた被験者本人の動線を高い精度で導出することができたと言える。パスに関するデータ(表 1)に注目すると、約 5 分の実験の間に分岐・統合が頻繁に発生していることが分かる。今回、追跡範囲として 0.6m という値を設定した。つまり 0.6m 内に複数の被験者が存在すれば動線に分岐や統合が起こる。分岐・統合の回数は複数の被験者が接触・交差したフレーム数とも言える。本手法ではどんな状況であろうとも網羅的に追跡を行い、追跡範囲を外れた移動さえしなければ本人の動線は確実に候補として残すことができる。今回の実験でも複数の被験者の接触・交差が観測され、総数 2338 ものパスが作成されたが、被験者本人の動線の導出に成功している。画像処理単体で確率的な追跡を試みる場合、被験者が接触・交差を繰り返す状況であっても常に本人の動線を追跡する必要がある。複数人が存在する状況を確実に把握するには、画像センサとウェアラブルセンサとの情報統合は有効な手段であると言える。

7. おわりに

本稿では画像センサとウェアラブルセンサとの情報統合による人物動線検出手法に関して 2 つのアプローチを提案した。アプローチの 1 つはロストへの対応であり、ロストした動線のつなぎ合わせの評価方法を提案した。もう 1 つは人の速度と垂直方向の身体加速度とを用いた照合方法の提案である。これらのアプローチを実装したシステムを用いて実験を行い、その有用性を検証した。被験者 3 人で行った約 5 分間の実験の結果、導出された被験者

それぞれの動線は実際の行動との対応率が全て 95 %を超え、被験者がセンシング領域から退出したロストも含んだ動線検出に成功した。また被験者には前歩き、後ろ歩き、横歩き、静止、座るといった日常生活において想定される動作を許容した。本稿で提案した 2 つのアプローチにより、著者らの研究室における従来手法に比べてユーザに課す制約を大きく解消し、ロストにも対応したよりロバストな人物動線検出を実現した。本研究の成果に基づき、実環境への適応を目指した今後の発展が期待される。

参 考 文 献

- 1) 小林純也, “ 動線データに基づいた個人識別と人間関係の視覚化への応用 ”, 奈良先端科学技術大学院大学修士論文, 2008
- 2) 豊嶋伊知郎, 小磯貴史, 吉田琢史, 服部可奈子, 今崎直樹, “ 店舗内回遊モデルの定性的検証 ”, 電子情報通信学会技術研究報告. AI, 人工知能と知識処理, Vol.105, No.361(20051014) pp. 7-12
- 3) 佐藤和也, 熊野真, “ 不審者検知技術 ”, 三菱電機技報, Vol. 78, No. 8, pp. 43-46 (2004-8)
- 4) 富澤優, 河合純, 新谷公朗, 芳賀博英, 金田重郎, “ モーションセンサとビデオカメラを用いた室内用位置検出手法 ”, 電子情報通信学会技術研究報告. KBSE, Vol.105, No.208 (20050719) pp. 7-12.
- 5) 田島潤一, 金岩伸悟, 富澤優, 新谷公朗, 芳賀博英, 金田重郎, “ モーションセンサと画像を用いた個人識別型の位置検出手法情報処理学会 ”, 情報処理学会研究報告. 情報システムと社会環境研究報告, Vol.2007, No.85(20070823) pp. 29-36.
- 6) 新野毅, 田島潤一, 橋詰和範, 新谷公朗, 芳賀博英, 金田重郎, “ ステレオカメラとモーションセンサを用いた室内用位置追跡手法の提案 ”, 第 22 回人工知能学会全国大会, OS-3G3-5.
- 7) 鷲尾隆, 元田浩, “ 属性変量の尺度認知に基づく構成的法則発見手法 ”, 日本認知科学会(認知科学), Vol.5, No.2, pp.80-93 (1998)
- 8) Point Grey Research Inc., “ Censys3D ”, <http://www.ptgrey.com/products/censys3d/index.asp>
- 9) Point Grey Research Inc., “ Bumblebee2 ”, <http://www.ptgrey.com/products/bumblebee2/index.asp>
- 10) 日立製作所ワイヤレスインフォベンチャーカンパニー, <http://www.hitachi.co.jp/wirelessinfo/airsense/index.html>
- 11) 新谷公朗, 金田重郎, 江守貞治, “ 幼児行動記録作成システムへの取り組み - TVカメラとパッシブセンサーによる幼児の行動追跡- ”, 情報処理学会. 情報システムと社会環境研究会, 2003-IS-83, pp.71-80. 2003 年 3 月 14 日