

2007 年度 修 士 論 文

同一性評価と組合せ最適化手法を用いた
断片化歩行者動線の復元手法

A Method of Connecting Fragmentary Trajectories using
Evaluation of Identity and Combinatorial Optimization

鈴木 智 之
Suzuki, Tomoyuki

東京大学大学院新領域創成科学研究科
社会文化環境学専攻

目次

第1章 序論	
1.1. 研究背景	・・・ 1
1.2. 研究目的	・・・ 5
1.3. 既存研究の紹介	・・・ 6
1.4. 論文構成	・・・ 9
第2章 断片化歩行者動線間の同一性評価	
2.1. レーザスキャナベースでの同一性評価	・・・ 10
2.2. イメージセンサベースでの同一性評価	・・・ 21
第3章 断片化歩行者動線の組合せ最適化	
3.1. 重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題	・・・ 23
3.2. 最短パス反復アルゴリズム	・・・ 25
3.3. 断片化歩行者動線への適用	・・・ 36
第4章 ケーススタディ	
4.1. 駅コンコースでの動線計測実験	・・・ 45
4.2. 前処理、及び、後処理の追加	・・・ 48
4.3. 精度検証結果とその考察	・・・ 55
第5章 結論	
5.1. まとめ	・・・ 66
5.2. 課題と今後の方向性	・・・ 67
参考文献	・・・ 69
謝辞	・・・ 72

1. 序論

1.1. 研究背景

1.1.1. 各種センサを使用した動線計測

近年、GPS 等を使用したポジショニング技術や、イメージセンサ、レーザスキャナ等を使用したトラッキング手法の発達により、駅や空港に代表されるような大規模公共施設から、店舗等の商業施設、更には、交差点といった屋外空間等、実に多種多様な空間において、歩行者の動線を計測するという試みがなされている。図 1.1 に、各種センサを使用した歩行者の動線計測例を示す。

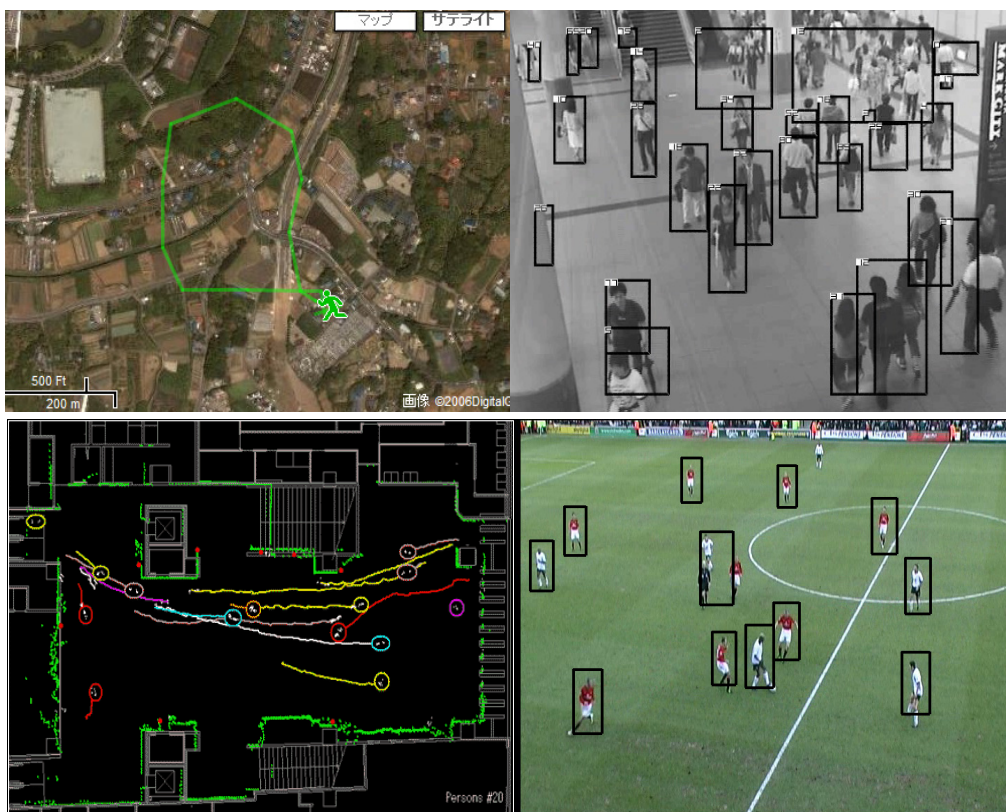


図 1.1 各種センサを使用した歩行者の動線計測

更に、上で述べた各種センサには、それぞれ異なる長所・短所が存在する。その為、現在では、複数のセンサを組み合わせることによって、各センサが持つ短所を補完しつつ、長所を活かすことによって、より詳細に歩行者の動線を計測するという、ハイブリッドな動線計測技術も提案されている。

任意の空間において、前述した各種センサを使用して計測される歩行者の動線を、歩行者の挙動に関する情報を含んだ軌跡データとして処理、解析することは、多岐に渡る目的を実現する為に有益であり、その為、軌跡データの解析手法も様々なものが提案され、日々進歩を遂げている[1-4]。では、得られた軌跡データを解析することが、具体的に、どのような分野、或いは、どのような目的に対して有益であるかということについて、実例を幾つか紹介する。

まず、1つ目として、セキュリティ分野における有用性を挙げることができる。セキュリティ分野において、歩行者の動線計測、及び、解析は、予め、任意の空間における歩行者の主要な流動等の情報を保持しておくことで、主要な流動から逸脱する等の異常行動をしている人の自動検知や、歩行者の立ち入りが禁止されている空間・領域への、何者かの進入を自動で検知する等の目的を実現する為に、非常に有効である。

2つ目としては、建築分野における有用性を挙げることができる。駅や空港、或いは百貨店等に代表される、日々多くの歩行者が利用する空間において、どのような流動が存在するかを把握することは、その空間の構造を設計する段階において、非常に重要な要因となる。しかしながら、日々多くの歩行者が利用する空間というのは、概して大規模な空間であることが多く、その為、歩行者の流動が非常に入り組んでおり、調査員を利用して流動の把握を試みたとしても、十分な精度の情報を得ることは難しく、同時に、多数の調査員を雇うことで、多額の人件費がかかるという問題点が存在する。しかし、各種センサを使用することで、多数の歩行者の動線計測を容易に行うことが可能になる為、前述した複数の問題を解決し、空間の構造を設計する際に、十分な精度で歩行者の流動を把握するという目的達成にとって有効である。

3つ目としては、マーケティング分野における有用性を挙げることができる。マーケティング分野において、歩行者の動線計測、及び、解析は、どの空間・場所・領域に多くの歩行者が集まるか、つまり、どの空間・場所・領域におい

て宣伝活動を行なうことで、十分な効果を発揮することができるかを把握するという目的の達成にとって、非常に重要である。具体的には、駅空間における屋外広告の配置や、屋外広告の影響評価、店舗内における商品のレイアウトといった例を挙げることができる。

最後に、4つ目として、スポーツ分野においても、動線計測、及び、動線の解析という試みは、幅広く行なわれている。スポーツ分野においては、動線を計測する対象が、歩行者ではなく競技者となる訳だが、各種センサによって競技者の動線を計測する手法は、スポーツを行なう空間においても根本的には共通であり、得られた軌跡データを解析することは、サッカーやバスケットボール等、複数人の競技者によって行なわれるスポーツにおける、複雑且つ高度な戦術を考えるという目的を果たす上で、欠かせない情報となっている。

以上の分野における歩行者の動線計測の様子は、図 1.1 を参考にされたい。

1.1.2. 各種センサを使用した動線計測における問題

以上のように、各種センサを使用して、歩行者の動線を計測する試みは、幅広い分野・目的に対して恩恵をもたらすものであり、動線を計測するセンサ、手法ともに日々進化しているが、依然として大きな問題が存在している。その問題とは、ある歩行者の動線を計測している際に、何かしらの要因による歩行者の動線計測に失敗し、再び、先程と同一の歩行者の動線計測が開始された場合でも、センサでは同一の歩行者だという認識がなされない為に、同一の歩行者、及び、得られる軌跡データに対して、先程とは異なる ID が割り振られてしまうというものである。よって、得られる軌跡データの中には、歩行者の動きを始点から終点まで完全に記録しておらず、動線の断片のみを記録したものが複数存在し、これらの存在は、任意の動線計測空間における歩行者の挙動や流動の把握を目的とする際に、大きな障壁となる。では、センサが歩行者の動線計測に失敗する、代表的な3つの要因について述べる。

まず、1つ目の要因は、障害物等による遮蔽である。ここで障害物とは、柱といった、動線を計測する空間に元々存在している物体だけではなく、多数の歩行者によって占有される空間においては、その空間に存在する歩行者による隠

蔽が、動線計測に対して大きな障害となることより、障害物が歩行者を表す状況も無数に存在する。障害物等によって生じる隠蔽部分を減らす対策として、複数台のセンサを設置し、隠蔽部分を補完しあうという手法が存在するが、多数の歩行者によって占有される空間等において、柱・歩行者によって代表される障害物による隠蔽部分を完全に無くすことは不可能に近い。

2つ目の要因は、センサに関する制限である。ここで、センサに関する制限とは、センサを設置可能な場所、及び、設置可能なセンサの台数を表す。例えば、東京駅等の広域空間において、歩行者の動線計測を試みる場合、数百台、数千台のセンサを設置することで、歩行者の動きを完全に計測することが可能になる可能性を否定することはできない。しかし、数百台、数千台のセンサを設置という案は、設置可能な場所が限定されるという空間面での制約や、大量のセンサを購入、又は、賃貸するコスト面での制約を考慮した場合に、非現実的な案であることは容易に想像がつく。つまり、広域空間では、防犯カメラ等の既存のインフラを利用し、更に、複数台のセンサを設置したとしても、歩行者の動きを始点から終点まで計測するという試み自体が困難であり、断片化された歩行者動線のみ計測可能である。

最後に3つ目の要因は、計測対象外への移動である。計測対象外への移動とは、各種センサによる動線計測が不可能な空間へと、歩行者が移動する状況を表し、再度、動線計測領域空間に同一の歩行者が現われたとしても、センサでは同一の歩行者だという認識がなされない。

前述した例に代表される要因によって、歩行者の動線計測に失敗することで、動線の断片のみを記録した軌跡データが混在しており、得られた軌跡データを x - y - t 空間へと投影した場合、複数の断片化歩行者動線が散在している。次頁図1.2に、 x - y 空間、及び、 x - y - t 空間に散在する断片化歩行者動線を示す。

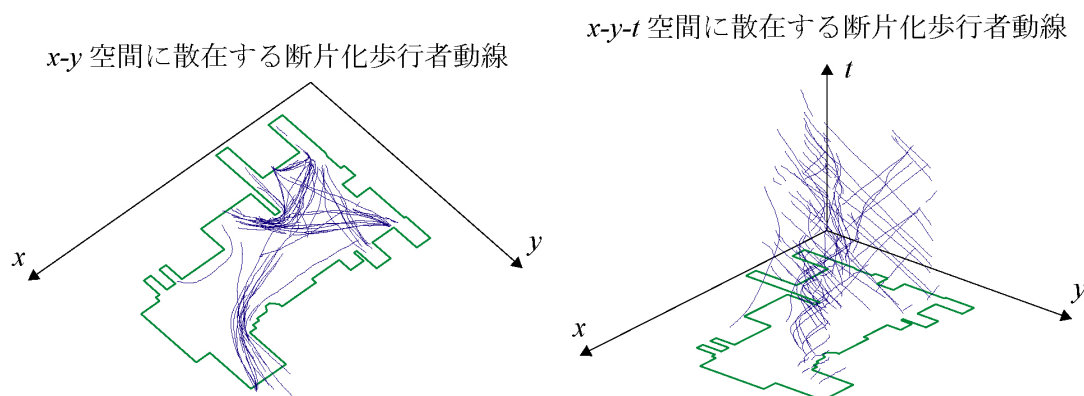


図 1.2 x-y 空間、及び、x-y-t 空間に散在する断片化歩行者動線

更に、追跡失敗に起因し、同一歩行者であるにも関わらず、異なる ID が割り振られた軌跡データが混在するという問題に加え、前述した軌跡データを処理する手法が提案されていないという、解析面での問題も存在する。

1.2. 研究目的

そこで本研究では、前節において述べた、歩行者の動線計測失敗要因により断片化された歩行者の動線を対象とし、任意の空間における歩行者の挙動、流動把握の手助けとなることを目的として、断片化歩行者動線を復元する手法の提案を行なう。本提案手法は、異なる ID が割り振られた軌跡データを結合することに対する尤度を定義する、断片化歩行者動線間の同一性評価と、先程定義した尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する、断片化歩行者動線の組合せ最適化という 2 つの手順により、断片化歩行者動線の復元を試みる。

そして、本提案手法は、ある特定のセンサによって計測された断片化歩行者動線のみには適用可能である、或いは、ある特定の空間において計測された断片化歩行者動線のみには適用可能であるといった、汎用性が低い手法ではなく、あらゆるセンサによって計測される断片化歩行者動線、そして、あらゆる空間において計測される断片化歩行者動線に対して適用可能である、非常に汎用性の高い手法となることを目標とする。本提案手法が高い汎用性を有することは、

先程述べたように、歩行者の挙動、流動把握の手助けとなるという恩恵に加えて、もう一つの大きな恩恵をもたらす。その恩恵とは、動線計測に要する機材費、人件費等のコストの削減である。これは、本提案手法により、断片化された歩行者動線の復元が可能になるということは、要所に配置する各種センサの台数、或いは調査員の人数を減らし、取得されたデータが断片的なものになってしまったとしても、全体像の復元が可能になる為である。

1.3. 既存研究の紹介

本節では、本研究と関連する、複数の既存研究を紹介する。

まず、本研究と同じく、歩行者の動線計測に最適化という概念を取り入れた既存研究として、[5-6]がある。[5]では、ビデオカメラによって撮影された複数人について、各フレームにおける状態、及び、状態間の遷移をネットワークモデルによって記述し、更に、ネットワークモデル間の遷移に要するエネルギー関数を定義することにより、エネルギー関数の値の総和が最小となる、ネットワークモデル間の最適な遷移を発見し、その遷移結果を、各人物の軌跡データとして出力するという試みを行なっている。[6]においても、ビデオカメラによって撮影された複数人について、各フレームにおける地平面での存在確率、カラーモデル、動作モデルを組み合わせ、各人物についての存在確率が最大となる、最適な動線を発見し、発見された動線を軌跡データとして出力するという試みを行なっている。

上記の二つの研究と、本研究との大きな違いは、最適化という概念を、歩行者の動線を計測するアルゴリズムの中に組み込むのか、得られた軌跡データを処理する手順の中に組み込むのかというものである。そして、本提案手法は、前述した二つの研究における提案手法を用いて得られる軌跡データにも当然含まれてしまう、断片化歩行者動線に対して適用されるべき手法だと位置づけられる。

また、本研究と同じく、断片化された歩行者動線の復元を試みるという共通点を持った既存研究として、[7-8]がある。[7]では、レーザスキャナによる歩行

者の動線計測中に、何かしらの要因によって、レーザスキャナによる歩行者の動線計測に失敗した場合に、画像センサによる動線計測へと切り替え、レーザスキャナによって得られた軌跡データと、画像センサによって得られた軌跡データ間の類似度を定義し、類似度が最大となる軌跡データ間の結合を行い、歩行者動線の復元を試みるというものである。また[8]では、複数台のビデオカメラを用いて、歩行者の動線計測を行ない、異なるビデオカメラ間の時空間的なずれ、画像の精度による観測誤差を考慮して、異なるビデオカメラで計測された断片化歩行者動線間の誤差が最小となるように接合し、断片化歩行者動線の復元を試みる。

このように、動線計測に失敗した状況を想定し、断片化歩行者動線の復元を試みるという共通点は存在するが、これらの研究と本研究との間には大きな違いが存在する。それは、最適化概念の有無である。では、最適化概念の有無が、軌跡データの結合を行なう際に、どのような差異をもたらすのかについて、具体例を用いて述べる。具体例としては、ID:1 が割り振られた歩行者と、ID:2 が割り振られた歩行者のみが存在しており、ある地点において、ID:1、ID:2 の 2 人の歩行者の動線計測に失敗し、再び動線が計測された際に、ID:3、及び、ID:4 が割り振られた歩行者の動線計測が開始されたという状況を考える。つまり、2 人の歩行者が存在する空間において、4 本の軌跡データが取得されたという状況であり、ID:1 が割り振られた歩行者と ID:2 が割り振られた歩行者、及び、ID:3 が割り振られた歩行者と ID:4 が割り振られた歩行者は、異なる人物であるということは把握できているが、ID:1 が割り振られた歩行者は、ID:3、又は、ID:4 が割り振られた歩行者の、どちらと同一人物であるのか、或いは、ID:2 が割り振られた歩行者は、ID:3、又は、ID:4 が割り振られた歩行者の、どちらと同一人物であるのかということが、一切把握できておらず、軌跡データの結合を試みる必要性が存在する状況である。ここで、ID: i と ID: j が割り振られた軌跡データ間の類似度 $S(i,j)$ として、以下の値が与えられているとする。

各軌跡データ間の類似度：

$$S(1,3)=0.9, S(1,4)=0.8$$

$$S(2,3)=0.8, S(2,4)=0.1$$

このような状況、及び、各軌跡データ間の類似度が与えられた場合において、

最適化概念が存在しない手法による結合方法では、[7-8]で行なわれているように、類似度が最大となる軌跡データ間から結合を試みるので、ID:1 と ID:3 が割り振られた軌跡データ間の結合を試み、続いて、ID:2 と ID:4 が割り振られた軌跡データ間の結合を試みる。一方、本提案手法では、空間全体において類似度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングの発見を試みるので、ID:1 と ID:4、及び、ID:2 と ID:3 が割り振られた軌跡データ間の結合を試みる。図 1.3 に、最適化概念が存在しない手法による結合結果と、最適化概念を有する、本提案手法による結合結果の差異を示す。

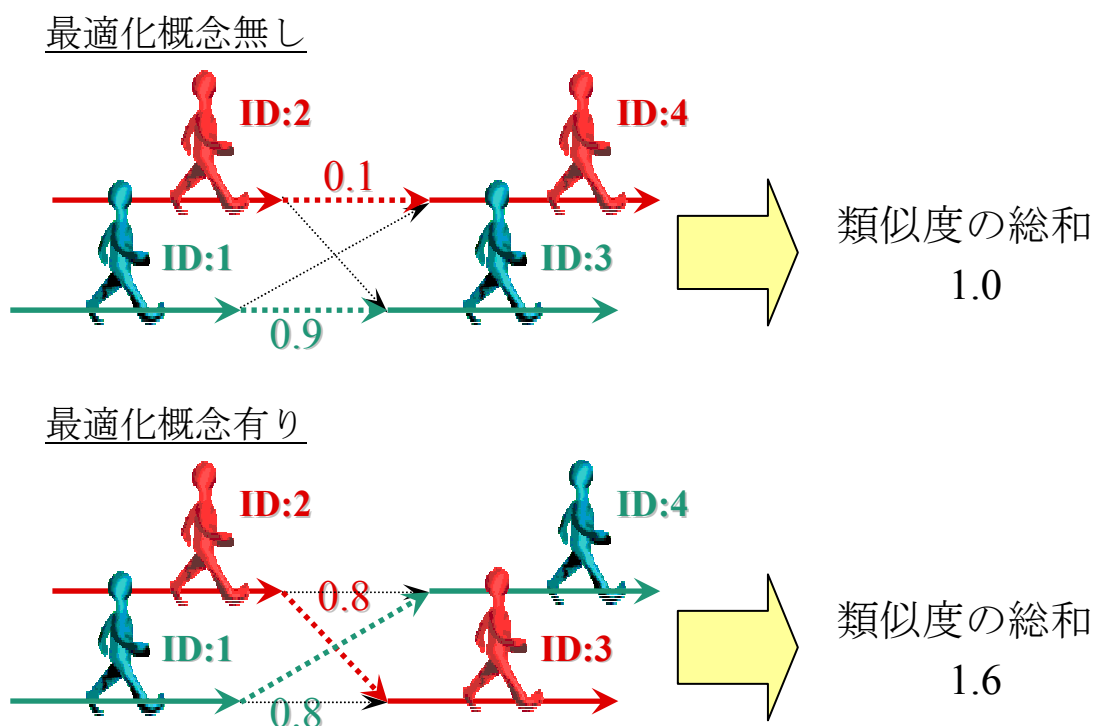


図 1.3 最適化概念の有無による、結合結果の差異

最適化概念が存在しないことによる問題点は、図 1.3 において、類似度 0.1 という、非常に低い類似度である軌跡データ間の結合を行なっていることから分かる通り、類似度が高い軌跡データ間から結合していくことで、類似度が低く、本来ならば、結合させることが不適切だと判断されるべき、軌跡データ間の結合を行なう可能性が存在するということである。或いは、類似度に関して

閾値を設定しておき、閾値以下の場合には結合しないという判断をすると、断片化歩行者動線の復元が行なわれなくなる可能性も存在する。

[7-8]に代表されるように、軌跡データ間の類似度を定義し、結合を試みる研究は複数存在するが、軌跡データの結合に最適化という概念を組み込んだ研究は存在せず、これは本研究の持つ大きな新規性の一つである。

1.4. 論文構成

第2章では、レーザスキャナ、及び、イメージセンサを用いて得られる、断片化歩行者動線間の同一性評価として、異なるIDが割り振られた軌跡データが、同一歩行者のものであるとみなし、それらを結合させることに対する尤度を定義する。本論では前述した尤度を、結合尤度と呼ぶ。

第3章では、2章において定義した結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する手法について述べる。

第4章では、2章、3章で述べた両手法を用いる、断片化歩行者動線の復元手法の精度検証を目的とした、駅コンコースでの動線計測実験について説明し、得られた軌跡データへと断片化歩行者動線の復元手法を適用した場合の精度検証結果を示し、その結果についての考察を行なう。

第5章では、本研究の結論、及び、課題と今後の方向性について述べる。

2. 断片化歩行者動線間の同一性評価

本章では、歩行者の動線計測を可能にするセンサとして、代表的なセンサである、レーザスキャナ、及び、イメージセンサを用いた動線計測により得られる断片化歩行者動線間の同一性評価として、異なる ID が割り振られた軌跡データが、同一歩行者のものであるとみなし、それらを結合させることに対する尤度、結合尤度の定義について述べる。

まず、レーザスキャナによる動線計測、及び、イメージセンサによる動線計測が、それぞれどのような特徴を有しているかを整理する為に、表 2.1 に、レーザスキャナによる動線計測とイメージセンサによる動線計測の比較を示す。

表 2.1 レーザスキャナ、及び、イメージセンサによる動線計測の比較

	レーザスキャナ	イメージセンサ
取得可能な情報	位置情報のみ	位置情報と外観画像
照明による影響	なし	あり
プライバシー	保護	侵害の恐れあり
位置補正	必要なし	必要あり
計測可能範囲	広範囲	狭範囲
代表的な動線計測 アルゴリズム	カルマンフィルタ パーティクルフィルタ	Mean-Shift アルゴリズム テンプレートマッチング

2.1. レーザスキャナベースでの同一性評価

本節では、レーザスキャナベースでの、断片化歩行者動線間の同一性評価として、レーザスキャナを用いた歩行者の動線計測により得られ、各フレームにおける歩行者の位置座標を情報として保持している、軌跡データ間の結合尤度の定義について述べる。レーザスキャナベースでの、断片化歩行者動線間の同一性評価を行った既存研究は存在しない為に、これは、本研究における新規性

の一つである。以下本論では、ID: i が割り振られた軌跡データを、軌跡データ i とし、軌跡データ i のフレーム t における位置座標を $P_{i,t}^T(x_{i,t}^T, y_{i,t}^T)$ 、軌跡データ i の出現点、消失点の位置座標を、それぞれ $P_{i,S}^T(x_{i,S}^T, y_{i,S}^T)$ 、 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ と表記する。

本研究では、任意の i, j に関して、軌跡データ i と軌跡データ j との間の結合尤度 $CL(i, j)$ を、軌跡データ i の消失点より、ID: i が割り振られていた歩行者に見立てた、複数個のパーティクルを発生、散布させることにより、ID: i が割り振られていた歩行者の、消失より任意フレーム経過後における位置予測を行い、軌跡データ j の出現点における、パーティクルの存在確率密度により定義する。つまり、軌跡データ j の出現点周辺に、パーティクルが多く存在する場合には、ID: i が割り振られていた歩行者が、軌跡データ j の出現点周辺に存在している確率が高くなるので、結合尤度 $CL(i, j)$ の値は増大する。また、動線計測空間を複数個のグリッドへと分割し、各グリッドにおいて、ある方向から到達した歩行者が、各方向へと移動する確率密度分布を情報として保持しておき、各軌跡データの消失点より発生、散布させるパーティクルは、前述した情報に従って位置を更新し、移動させる。以下本論では、前述した情報のことを、場の情報と呼ぶ。

2.1.1. 場の情報の作成

まず、パーティクルを移動させる為に用いる、動線計測空間を複数個のグリッドへと分割し、各グリッドにおいて、ある方向から到達した歩行者が、各方向へと移動する確率密度分布を表す、場の情報の作成について述べる。場の情報の作成には、動線計測空間において、実際に歩行者の動線を計測することによって得られる軌跡データに含まれる、単位フレームあたりの速度ベクトルを、教師データとして用いる。

本研究では、動線計測空間を、1辺の長さ L の、複数個の正方グリッドへと分割し、各グリッドをグリッド $G(a^G, b^G)$ と表記し、グリッド $G(a^G, b^G)$ における独自の座標系 a^G, b^G を変数として用いる。更に、方向についても、角度間隔を θ として、 $\frac{2\pi}{\theta}$ 個の角度範囲へと等間隔に分割し、各角度範囲の中心角度 $\theta_1, \theta_2, \dots$ を変数として用いる。動線計測空間、及び、方向を分割した理由としては、場の

情報作成に要する計算時間を短縮する為である。図 2.1 に、動線計測空間、及び、方向の分割を示す。

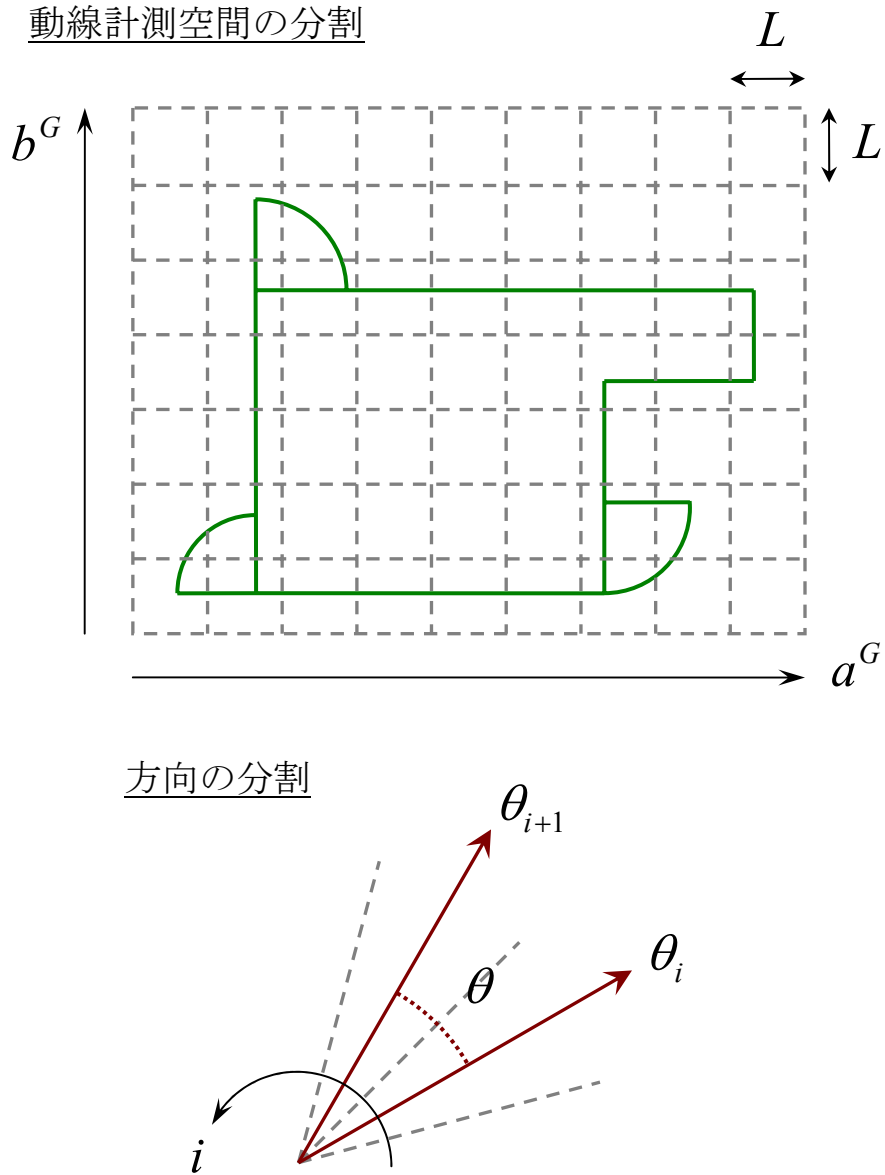


図 2.1 動線計測空間、及び、方向の分割

次に、場の情報を作成するために用いる速度ベクトルについて述べる。任意の軌跡データ i に含まれる速度ベクトルの個数を N_{T_i} 、速度ベクトル $V_{i,j}$ ($1 \leq j \leq N_{T_i}$) の始点が含まれるグリッドを $G_{i,j}^V(a_{i,j}^V, b_{i,j}^V)$ 、速度ベクトル $V_{i,j}$ と x

軸のなす角度が含まれる角度範囲の中心角度を $\theta_{i,j}^V$ とする。ここで、場の情報作成に用いる全速度ベクトルは、速度ベクトル $V_{i,j}$ の長さを $|V_{i,j}|$ とした時に、速度ベクトルの長さに関する閾値 $VLThresh$ に関して、 $|V_{i,j}| \geq VLThresh$ を満たすものとする。これは、速度ベクトルの長さに閾値を設定することで、滞留している歩行者の動線を計測した場合に得られる軌跡データに含まれる速度ベクトルや、動線計測時のノイズとして得られた軌跡データに含まれる速度ベクトルが、作成する場の情報に与える影響を無くす為である。図 2.2 に、軌跡データ i に含まれる速度ベクトル $V_{i,j}$ に関する各変数の図形的意味合いを示す。

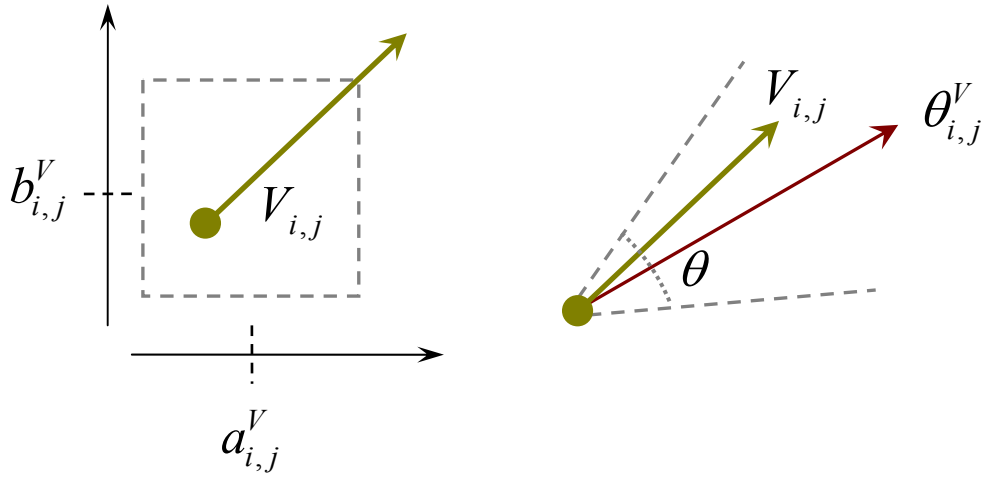


図 2.2 軌跡データ i に含まれる速度ベクトル $V_{i,j}$ に関する変数

そして、グリッド $G(a^G, b^G)$ において、中心角度 $\theta_{a,b}^G$ によって代表される角度範囲に含まれる方向から到達した歩行者が、中心角度 $\theta_{a,b}^G$ によって代表される角度範囲に含まれる方向へと移動する確率密度 $P^G(a^G, b^G, \theta_{a,b}^G, \theta'_{a,b}^G)$ を、核密度推定法を用いて、通常の正規分布と、循環正規分布の累積である、次式により定義する。

$$\begin{aligned}
 & P^G(a^G, b^G, \theta_{a,b}^G, \theta_{a,b}'^G) \\
 &= \sum_i \frac{1}{N_{T_i} - 1} \sum_j \frac{\exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{(a^G - a_{i,j}^V)^2}{h_x} + \frac{(b^G - b_{i,j}^V)^2}{h_y}\right) + \kappa_1 \cos(\theta_{a,b}^G - \theta_{i,j-1}^V) + \kappa_2 \cos(\theta_{a,b}'^G - \theta_{i,j}^V)\right\}}{\sqrt{2\pi h_x} * \sqrt{2\pi h_y} * 2\pi I_0(\kappa_1) * 2\pi I_0(\kappa_2)}
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

ここで、 h_x, h_y は、正規分布における分散を、 κ_1, κ_2 は、循環正規分布における分散の逆数を、 $I_0(\kappa_1), I_0(\kappa_2)$ は、循環正規分布において用いられる、第1種変形ベッセル関数の値を表す。

まず、循環正規分布とは、 2π 周期の循環性を有する角度を変数とした場合に用いられる確率密度分布である。平均 μ 、分散 $1/\kappa$ の循環正規分布において、角度 θ に対する確率密度関数 $f(\theta|\mu, \kappa)$ は、 $\int_{-\pi}^{\pi} f(x|\mu, \kappa) d\theta = 1$ を満たし、且つ、循環性を有するように、次式により定義される。

$$f(\theta|\mu, \kappa) = \frac{\exp(\kappa \cos(\theta - \mu))}{2\pi I_0(\kappa)}$$

但し、 $I_0(\kappa)$ は、第一種変形ベッセル関数 $I_n(x) = i^{-n} \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(-1)^m}{m! \Gamma(m+n+1)} \left(\frac{ix}{2}\right)^{2m+n}$ により算出される値とする。次頁図 2.3 に、平均 $\mu = 0$ とし、分散の逆数 κ を複数変化させた場合の循環正規分布を示す。循環正規分布については、詳しくは[9]を参考にされたい。

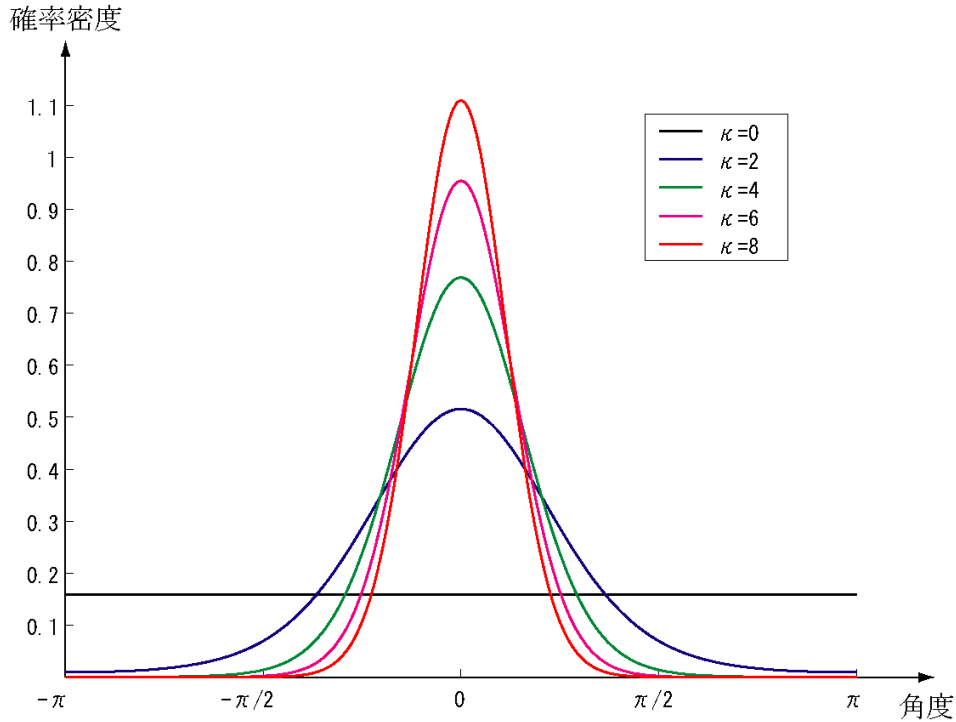


図 2.3 角度を変数とした循環正規分布

そして、核密度推定法とは、統計学の分野において、確率密度関数を推定する為に用いられる手法の一つで、その特徴としては、特定の関数型を仮定せずに、データに依存して分布の形を決め、且つ、推定される確率密度関数を、滑らかなものにすることが挙げられる。データ数を N 、核関数を $K(x)$ 、核関数の幅を値として持つ正値対称行列を H とした場合に、核密度推定法を用いて、確率密度分布 $\hat{p}(x)$ は、次式により推定される。

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{N|H|} \sum_{i=1}^N K(H^{-1}(x - x_i))$$

ただし、任意の $x \in X$ において $K(x) \geq 0$ であり、 $\int_X K(x) dx = 1$ とする。

一般的には核関数として、正規分布の確率密度関数が用いられる。核密度推定法については、詳しくは[10]を参考にされたい。

式(2.1)により定義される確率密度 $P^G(a^G, b^G, \theta_{a,b}^G, \theta'_{a,b}^G)$ は、まさに、グリッド $G(a^G, b^G)$ における場の情報を表す。よって、式(2.1)により、速度ベクトルを教

師データとして、各グリッド、各方向における確率密度分布を求めることが、場の情報の作成を表す。図 2.4 に、グリッドにおける場の情報を示す。

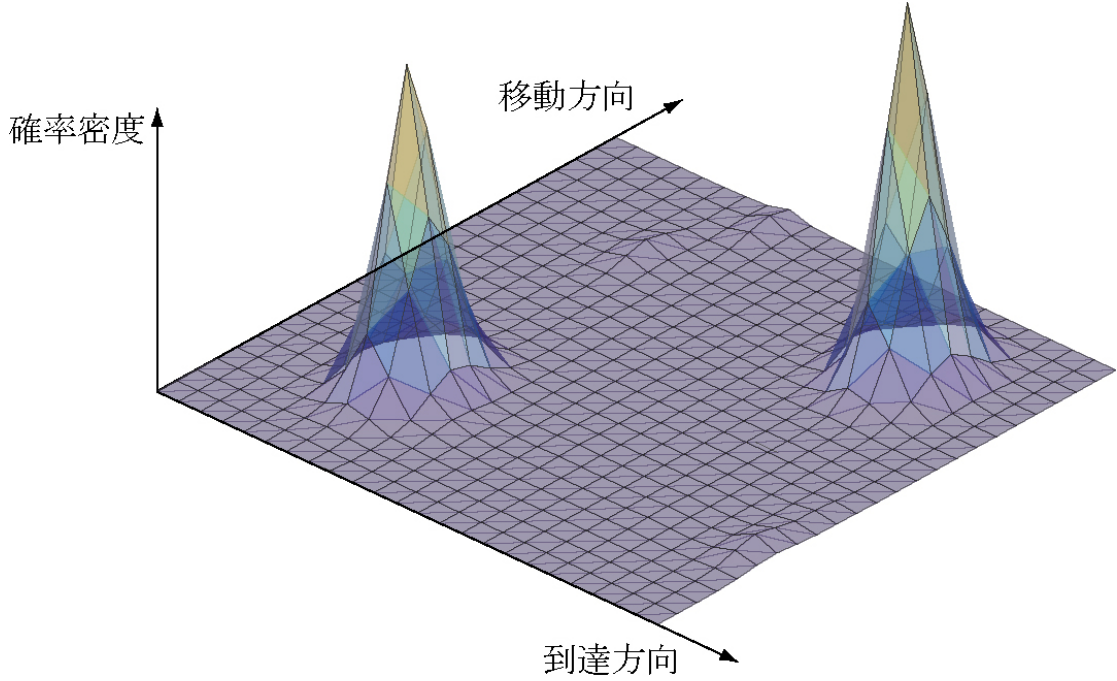


図 2.4 グリッドにおける場の情報

2.1.2. パーティクルの位置更新

次に、動線計測に失敗した歩行者の位置予測を行なう為に、軌跡データの消失点より発生、散布させ、前述した場の情報に従って位置を更新し、移動させるパーティクルの、位置を更新する手順について述べる。

軌跡データ i の消失点 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ より、 N_p 個のパーティクルを発生、散布させ、パーティクル p ($1 \leq p \leq N_p$) の、発生より t フレーム後における位置を $P_{p,t,i}^P(x_{p,t,i}^P, y_{p,t,i}^P)$ 、現在位置 $P_{p,t,i}^P(x_{p,t,i}^P, y_{p,t,i}^P)$ が含まれるグリッドを $G_{p,t,i}^P(a_{p,t,i}^P, b_{p,t,i}^P)$ 、現在位置 $P_{p,t,i}^P(x_{p,t,i}^P, y_{p,t,i}^P)$ へと到達した角度を $\theta_{p,t,i}^P$ とする。

まず、 $t=0$ 、つまり、パーティクルを発生させた瞬間におけるパーティクルの初期位置は、軌跡データ i の消失点であり、初期位置へと到達した方向が含まれる角度範囲の中心角度は、軌跡データ i が、消失より 1 フレーム前に存在していた位置から、消失した位置 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ へと到達した方向が含まれる角度範囲

の中心角度なので、この中心角度を $\theta_{i,E}^T$ とすると、任意の p について、次の初期条件が成り立つ。

パーティクルの x 座標に関する初期条件： $x_{p,0,i}^P = x_{i,E}^T$

パーティクルの y 座標に関する初期条件： $y_{p,0,i}^P = y_{i,E}^T$

パーティクルの到達方向に関する初期条件： $\theta_{p,0,i}^P = \theta_{i,E}^T$

次に、パーティクル p が、 $t+1$ フレームにおいて存在する位置は、パーティクル p が含まれるグリッドにおける場の情報である、中心角度 $\theta_{p,t,i}^P$ によって代表される角度範囲から到達した歩行者が、各方向へと移動する確率密度に従って決定する。つまり、角度 θ_m 方向へと移動し、 $t+1$ フレームにおける到達方向 $\theta_{p,t+1,i}^P = \theta_m$ となる確率 $P(\theta_{p,t+1,i}^P = \theta_m)$ は、次式により求められる。

$$P(\theta_{p,t+1,i}^P = \theta_m) = \frac{P(a_{p,t,i}^P, b_{p,t,i}^P, \theta_{p,t,i}^P, \theta_m)}{\sum_n P(a_{p,t,i}^P, b_{p,t,i}^P, \theta_{p,t,i}^P, \theta_n)}$$

よって、パーティクル p が含まれるグリッドにおける場の情報に従う乱数を発生させることによって、パーティクルの移動方向を決定することが可能である。

パーティクル p の移動方向が決定したことより、パーティクル p の移動速度を決定することによって、パーティクル p の位置を更新することが可能となるが、パーティクル p の移動速度は、ID: i が割り振られており、軌跡データ i に動線が記録されている歩行者の、1 フレームあたりの平均速度 \bar{V}_i^T とする。よって、 $t+1$ フレームにおけるパーティクル p の位置 $P_{p,t+1,i}^P (x_{p,t+1,i}^P, y_{p,t+1,i}^P)$ は、次式により求められる。

x 座標の更新： $x_{p,t+1,i}^P = x_{p,t,i}^P + \bar{V}_i^T \cos \theta_{p,t+1,i}^P$

y 座標の更新： $y_{p,t+1,i}^P = y_{p,t,i}^P + \bar{V}_i^T \sin \theta_{p,t+1,i}^P$

以上が、パーティクルの位置更新手順であり、予め、パーティクルを用いた位置予測を実行するフレーム数に関する閾値 *FrmThresh* を設定しておき、 $t \leq \text{FrmThresh}$ を満たす間、前述のパーティクルの位置更新手順を実行する。次頁図 2.5 に、パーティクルの位置更新手順を示す。

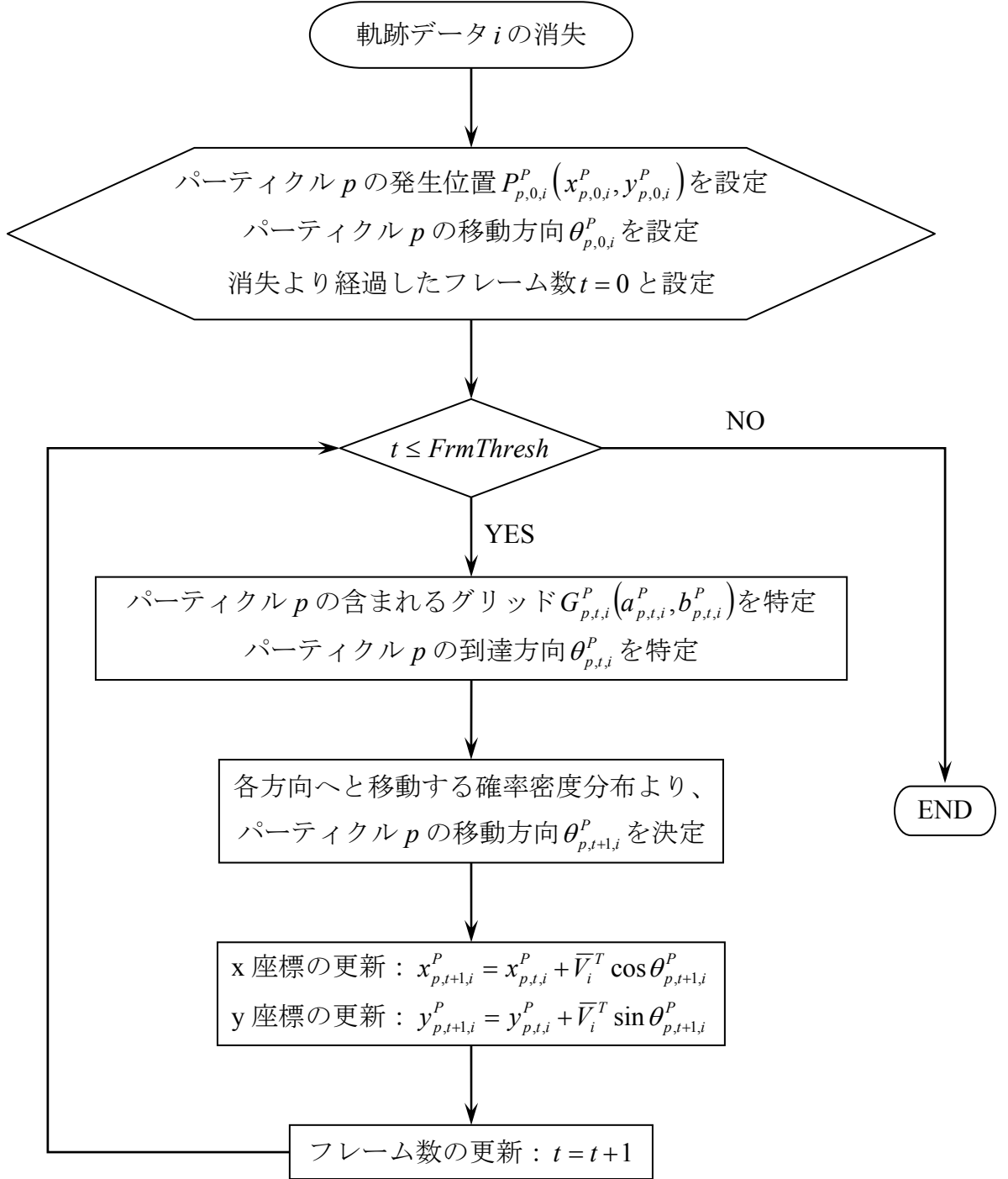


図 2.5 パーティクルの位置更新手順

2.1.3. 軌跡データ間の結合尤度

最後に、場の情報に従って位置を更新させたパーティクルの位置情報を用いた、軌跡データ間の結合尤度の定義について述べる。

軌跡データ j の出現点と、軌跡データ i の消失点におけるフレーム数の差が Δt である場合に、軌跡データ i の消失より Δt フレーム後のパーティクル p の位置 $P_{p,\Delta t,i}^P(x_{p,\Delta t,i}^P, y_{p,\Delta t,i}^P)$ が含まれるグリッド $G_{p,\Delta t,i}^P(a_{p,\Delta t,i}^P, b_{p,\Delta t,i}^P)$ 、及び、移動方向 $\theta_{p,\Delta t+1,i}^P$ 、軌跡データ j の出現点 $P_{j,S}^T(x_{j,S}^T, y_{j,S}^T)$ が含まれるグリッド $G_{j,S}^T(a_{j,S}^T, b_{j,S}^T)$ 、及び、軌跡データ j の出現点における速度ベクトルと x 軸のなす角度が含まれる角度範囲の中心角度 $\theta_{j,S}^T$ を変数として、場の情報の作成と同様に、核密度推定法を用いて、通常の正規分布と循環正規分布の累積を表す次式により、軌跡データ i と軌跡データ j の間の結合尤度 $CL(i, j)$ を定義する。

$\Delta t \leq FrmThresh$ である場合、

$$CL(i, j) = \frac{1}{N_p} \sum_{p=1}^{N_p} \frac{\exp \left\{ -\frac{1}{2} \left(\frac{(a_{j,S}^T - a_{p,\Delta t,i}^P)^2}{h_x} + \frac{(b_{j,S}^T - b_{p,\Delta t,i}^P)^2}{h_y} \right) + \kappa_2 \cos(\theta_{j,S}^T - \theta_{p,\Delta t+1,i}^P) \right\}}{\sqrt{2\pi h_x} * \sqrt{2\pi h_y} * 2\pi I_0(\kappa_2)} \quad (2.2)$$

$\Delta t > FrmThresh$ である場合、

$$CL(i, j) = 0$$

ここで、 $h_x, h_y, \kappa_2, I_0(\kappa_2)$ の各値は、2.1.1. 場の情報の作成において用いた値とし、 $FrmsThresh$ は、2.1.2. パーティクルの位置更新において設定した、パーティクルを用いて、消失した歩行者の位置予測を実行するフレーム数に関する閾値である。 $\Delta t > FrmThresh$ である場合には、軌跡データ i の消失より Δt フレーム後におけるパーティクルの位置、及び、移動方向を算出していない為に、式(2.2)により、結合尤度を算出することが不可能である。よって、 $\Delta t > FrmThresh$ である場合には、軌跡データ i と軌跡データ j は結合しないとみなし、結合尤度 $CL(i, j) = 0$ と定義する。

式(2.2)は、 x 座標、 y 座標、移動方向という 3 次元空間における、パーティクルの存在確率密度を表しており、軌跡データ j の出現点において、軌跡データ j の移動方向と同方向に移動するパーティクルが、3 次元空間上に密集して存在しているほど、結合尤度の値は増大する。図 2.6 に、軌跡データ j の出現点における特徴量とパーティクルの特徴量を、 x 座標、 y 座標、移動方向という 3 次元空間にプロットした図を示す。

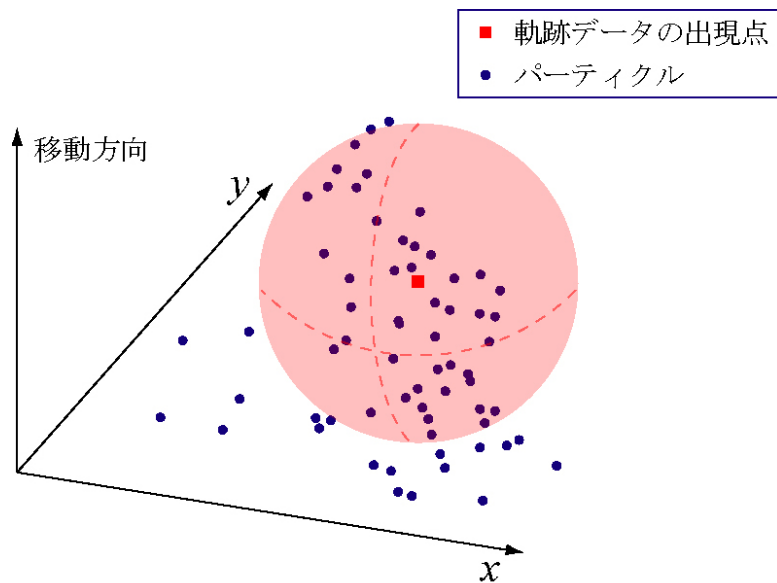


図 2.6 x 座標、 y 座標、移動方向空間へのプロット

レーザスキャナベースでの同一性評価は、動線計測空間の各地点において、ある方向から到達した人が、どの方向へ移動する確率が高いかという場の情報を用いる。すなわち、各地点における移動特性を考慮して位置を予測するので、駅コンコース等に代表されるような、多人数の歩行者によって占有され、且つ、複数の流動が存在する空間において計測される、断片化歩行者動線を復元する場合に、十分な効果を発揮する。一方、オフィスビル等のように、動線計測空間において、明確な流動が存在せず、逆に、立ち止まって談笑する等、歩行者間のインタラクションが頻繁に発生する空間においては、消失した歩行者の位置予測が困難である為に、断片化歩行者動線の復元に対して、十分な効果を発揮することができない。

2.2. イメージセンサベースでの同一性評価

本節では、イメージセンサベースでの、断片化歩行者動線間の同一性評価として、カメラ等に代表されるイメージセンサを用いた歩行者の動線計測により得られる、軌跡データ間の結合尤度の定義について述べる。

イメージセンサを用いた歩行者の動線計測によって得られる軌跡データは、歩行者の位置座標、及び、歩行者の外観画像を保持している。よって、歩行者の外観画像間の類似度を考慮する形で、軌跡データ間の結合尤度を定義することが可能であり、外観画像間の類似度というのは、画像解析の分野において、様々な形で提案されている。よって、前節のように、本研究において新たに同一性評価手法を提案するという事はせず、画像間の類似性評価指標の紹介を以って、イメージセンサベースでの同一性評価とする。図 2.7 に、イメージセンサを用いた歩行者の動線計測によって得られる軌跡データが含む、歩行者の外観画像例を示す。



図 2.7 歩行者の外観画像例

本研究では、[11-13]に代表される既存研究の中で、歩行者の外観画像間の類似度として用いられており、画像解析の分野において、画像間の類似性評価指標として代表的な、Bhattacharyya 距離について述べる。

Bhattacharyya 距離とは、統計学の分野において、2つの離散的確率分布間の距離を求める尺度として用いられている指標である。任意の $x \in X$ に関して、同じ変域を持つ2つの離散的な確率分布 $p(x), q(x)$ 間の Bhattacharyya 距離 $B(p, q)$ は、

次式により定義される。

$$B(p, q) = \sum_{x \in X} \sqrt{p(x)q(x)}$$

Bhattacharyya 距離を、外観画像間の類似度として用いる場合には、外観画像の各ピクセルにおける、RGB や HSV といった色情報を取得することによって作成される、2 つの色空間ヒストグラム間の Bhattacharyya 距離を算出することによって、外観画像間の類似度とする。

イメージセンサベースでの同一性評価は、前節において、レーザスキャナベースでの同一性評価が十分な効果を発揮しない空間だと述べた、明確な流動が存在せず、逆に、歩行者間のインタラクションが頻繁に発生する空間において計測された、断片化歩行者動線を復元する場合に、効果を発揮する。これは、歩行者の外観情報を用いることによって、消失した歩行者と同一の歩行者の発見が可能となる為である。逆に、レーザスキャナベースの同一性評価が十分な効果を発揮する、多人数の歩行者によって占有され、複数の流動が存在する空間において計測された、断片化歩行者動線の復元に対しては、十分な効果を発揮することができない。これは、多人数の歩行者によって占有され、複数の流動が存在する空間では、歩行者が互いに遮蔽しあうことで、歩行者間の類似性を評価するに相応しい、各歩行者の外観情報を取得することが困難になる為である。更に、多人数の歩行者が存在している為に、ある軌跡データに対して、結合尤度を算出する候補となる軌跡データも多数存在し、膨大な計算時間を要することも、十分な効果を発揮しない理由として挙げられる。

3. 断片化歩行者動線の組合せ最適化

本章では、前章において定義した、軌跡データ間の結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する手法について述べる。

3.1. 重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題

本研究では、結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見するという問題を、グラフ理論という学問分野における、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題という問題へと置き換えることにより、軌跡データ間の最適なマッチングの発見を可能にする。

まず、グラフ理論における、2 部グラフ、及び、重み付き 2 部グラフについて述べる。2 部グラフとは、頂点の集合が 2 分割されており、辺が頂点集合間のみ存在するグラフを表す。そして、重み付き 2 部グラフとは、2 部グラフにおいて、頂点集合間に存在する辺に、重みが付加されたグラフを表す。図 3.1 に、2 部グラフ、重み付き 2 部グラフを示す。

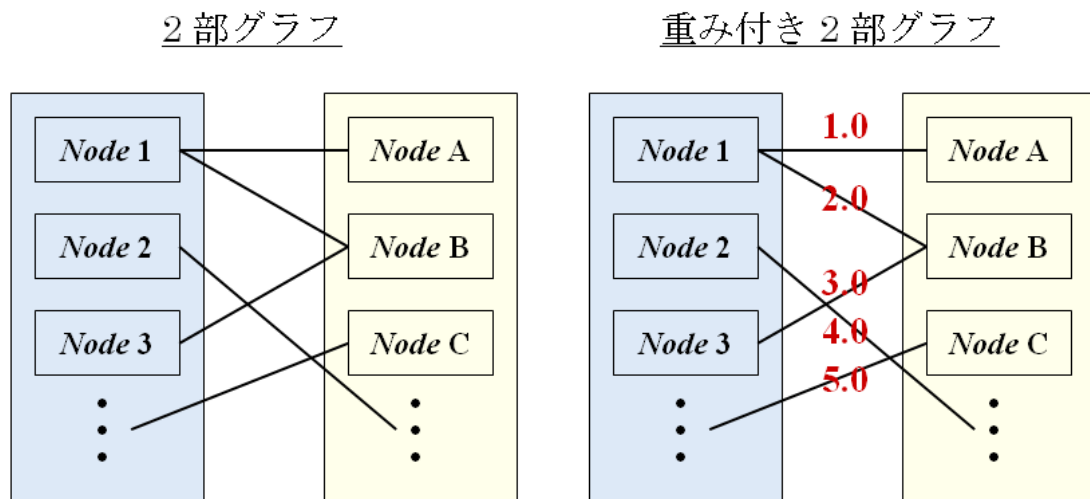


図 3.1 2 部グラフ、重み付き 2 部グラフ

グラフ理論における、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題とは、重み付き 2 部グラフにおいて、辺に付加された重みの総和が最小となるような辺の集合、つまり、マッチングを発見するという問題である。図 3.2 に、重み付き 2 部グラフ、及び、その重み付き 2 部グラフにおける最小重みマッチングの一例を示す。ここで、作成するマッチングの箇所数は 3 とする。

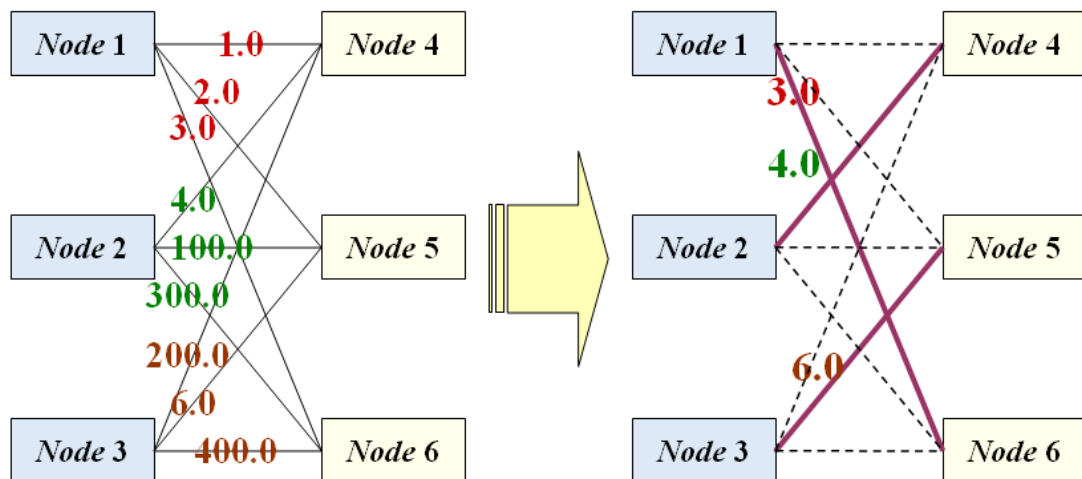


図 3.2 重み付き 2 部グラフ、及び、最小重みマッチングの一例

図 3.2 が示すとおり、最小重みマッチングの結果として得られる辺集合に付加された重みの総和は、13.0 となる。ここで、図 3.2 における重み付き 2 部グラフにおいて、辺の重みが小さいものから 3 箇所のマッチングを作成していくという単純な手順を用いると、1 回目に頂点 1 と頂点 4 間にマッチングを作成する。2 回目には、頂点 1、又は、頂点 4 を端点とする辺を除き、重みが最小である辺を選ぶので、頂点 3 と頂点 5 間にマッチングを作成する。最後に、3 回目には、頂点 2 と頂点 6 間にのみマッチングを作成することが可能であるので、頂点 2 と頂点 6 間にマッチングを作成する。この結果、得られる辺集合に付加された重みの総和は 307.0 となり、最小重みマッチングにおける辺の重みの総和である 13.0 とは大きく異なる値となる。これは、任意の重み付き 2 部グラフにおいて、最小重みマッチングを発見するアルゴリズムの必要性を表す。次節では、重み付き 2 部グラフにおける最小重みマッチングを発見するアルゴリズムである、最短パス反復アルゴリズムについて述べる。

3.2. 最短パス反復アルゴリズム

本節では、前節において述べた重み付き 2 部グラフにおける最小重みマッチングを発見するアルゴリズムである、最短パス反復アルゴリズムについて述べる。

まず、最短パス反復アルゴリズムについて述べる前に、最短パス反復アルゴリズムによって最小重みマッチングを発見すべき重み付き 2 部グラフの外部に、2つの頂点 S, T を付け加える。ここで、頂点 S, T はそれぞれ、一方の頂点集合に含まれる全ての頂点と辺で結ばれ、その辺の重みは全て 0 とする。更に、現状のグラフは、どの頂点とどの頂点が辺で結ばれているという情報のみを保持する、無向グラフと呼ばれるグラフであるが、ここでは、頂点 S から頂点 T へと向かう向きへと頂点間が辺で結ばれているという、辺の向きに関する情報を保持する、有向グラフと呼ばれるグラフへと書き換える。図 3.2 において示した重み付き 2 部グラフの一例を、重み付き 2 部グラフ BG とし、 BG に頂点 S, T を付加し、更に、有向グラフへと書き換えたグラフ G を、図 3.3 に示す。

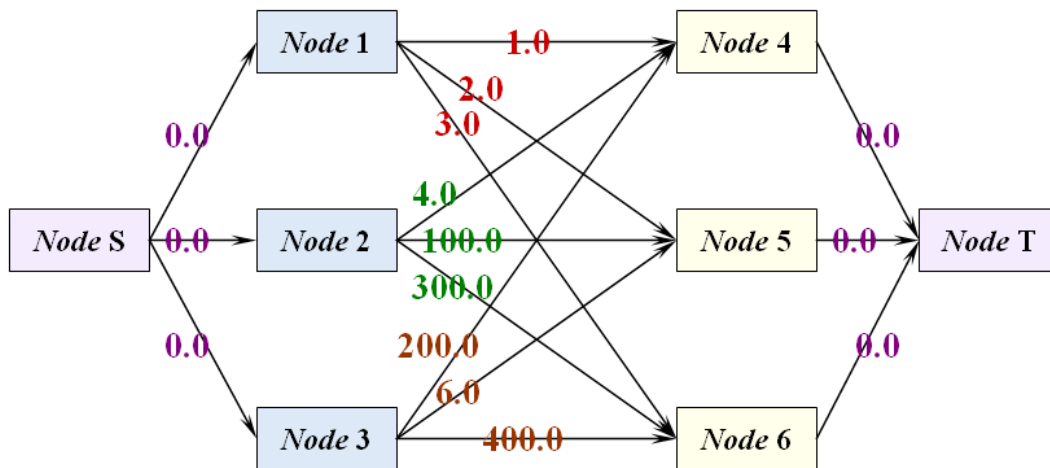


図 3.3 頂点 S, T を付加し、有向グラフへと書き換えたグラフ G

これより、図 3.3 のグラフ G を元にして、最短パス反復アルゴリズムについての説明を行なう。最短パス反復アルゴリズムとは、同じくグラフ理論において、最小費用流問題という問題における最適解を発見するアルゴリズムである。

最小費用流問題について簡単に述べると、ある頂点から異なる頂点へと、指定した流量の水を流す際に、最小の費用で輸送することができる水の輸送ルートを発見するという問題である。ここで、各頂点間に存在する辺は、水を流すための水路を表しており、各辺には、単位量あたりの水を流す為に必要な費用、及び、流すことのできる水の最大容量が設定されているものとする。

つまり、最短パス反復アルゴリズムを、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題へと適用するということは、各辺に付加された重みが、単位量あたりの水を流す為に必要な費用に相当し、頂点 S から頂点 T へと指定した流量の水を流した際に、最小の費用で運ぶことのできる水の輸送ルートを発見することは、辺の重みの総和が最小となる、最適なマッチングを発見することと等価である。ここで、グラフ G に存在する辺の容量は、全て 1 とする。次頁図 3.4 に、最短パス反復アルゴリズムの手順を示す。

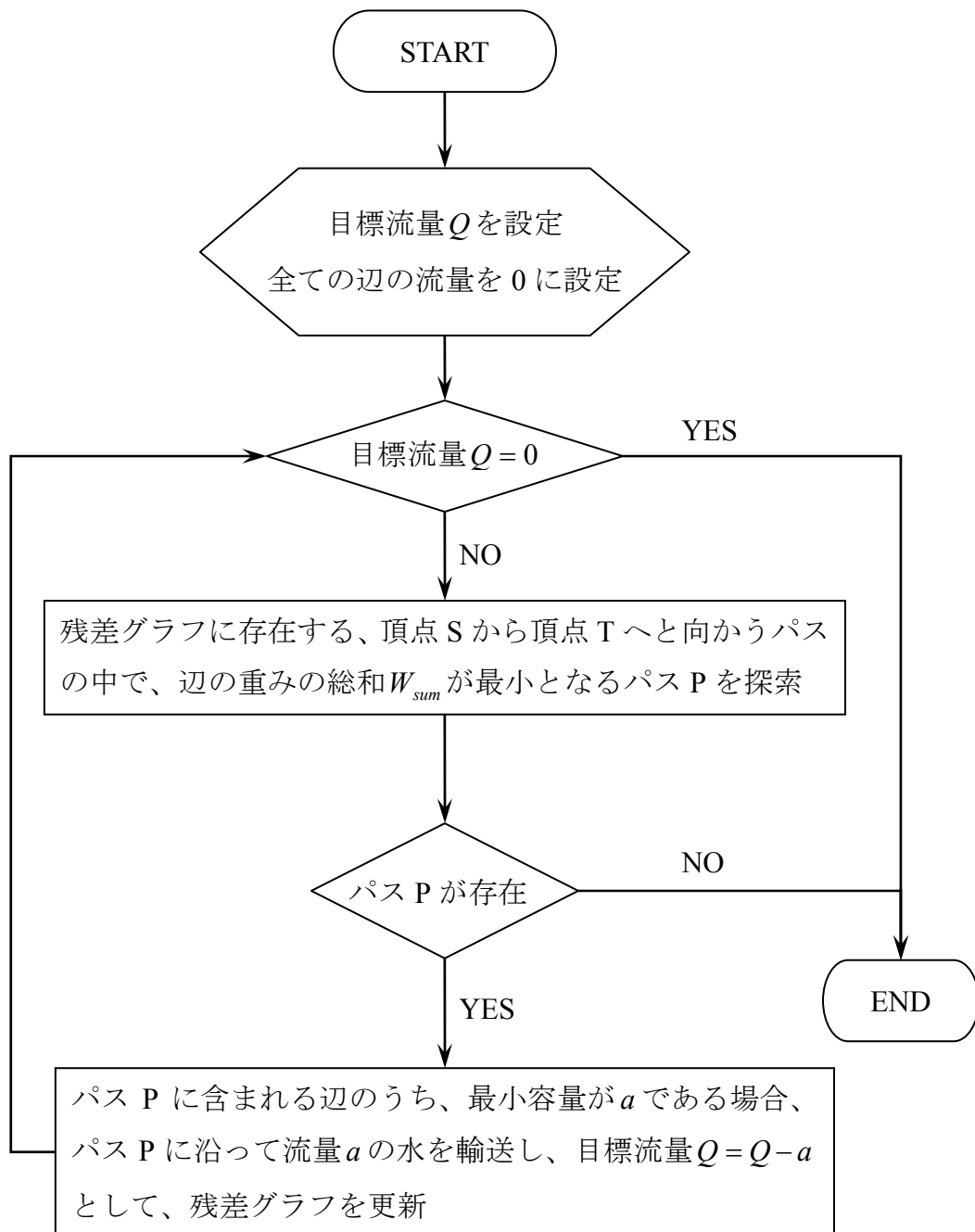


図 3.4 最短パス反復アルゴリズムの手順

ここで、図 3.4 において示した、最短パス反復アルゴリズムの手順において登場する、残差グラフについて述べる。残差グラフとは、辺の重みの総和が最小となるパス P を探索し、最適化を進めていく中で、現在水が輸送されている辺を打ち消す必要性が生じる場合を予め想定し、現在、頂点 X から頂点 Y へと流

量 a だけ水が輸送されている、容量 u 、重み $W(X,Y)$ の辺に対して、水が輸送されている向きとは逆向きとなる、頂点 Y から頂点 X へ向かう向きに、容量 $u-a$ 、重み $-W(X,Y)$ の辺を表す残差ネットワークを付加したグラフである。図3.5に、前述の状況、及び、付加される残差ネットワークを示す。

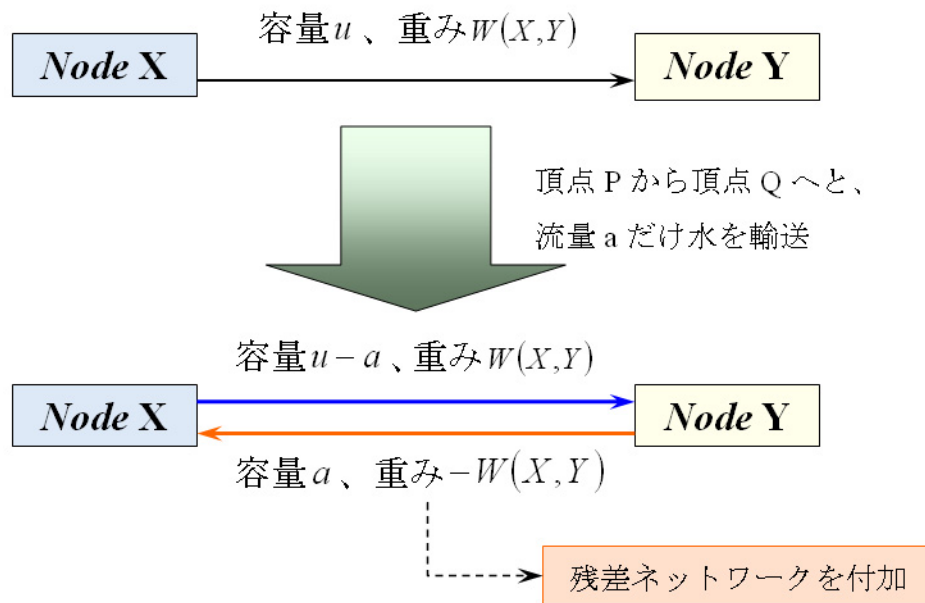


図 3.5 残差ネットワークの付加

では、図 3.3 におけるグラフ G を対象として、図 3.4 に示した、最短パス反復アルゴリズムの具体的な手順について述べる。ここで、先程も述べたように、グラフ G に存在する辺の容量は、全て 1 とする。

まず、初期設定として、目標流量 $Q=3$ 、全ての辺の流量を 0 と設定する。ここで、全ての辺の流量を 0 と設定したということは、初期段階において、グラフ G には残差ネットワークが存在しないということを表す。また、初期設定における目標流量 Q とは、重み付き 2 部グラフにおいて作成されるマッチングの箇所数を表す。ここでは、先程の例において作成するマッチングの箇所数を 3 としたことより、初期設定として、目標流量 $Q=3$ と設定した。

次に、目標流量 $Q=3$ より、残差ネットワークが存在しないグラフ G において、頂点 S から頂点 T へと向かうパスの中で、辺の重みの総和が最小となるパス P

を探索すると、頂点 S から頂点 1、頂点 4、頂点 T へと至るパスが、辺の重みの総和 $W_{sum} = 1.0$ となり、最小となるパス P だと分かる。図 3.6 に、1 回目のパス探索で発見されたパス P を示す。

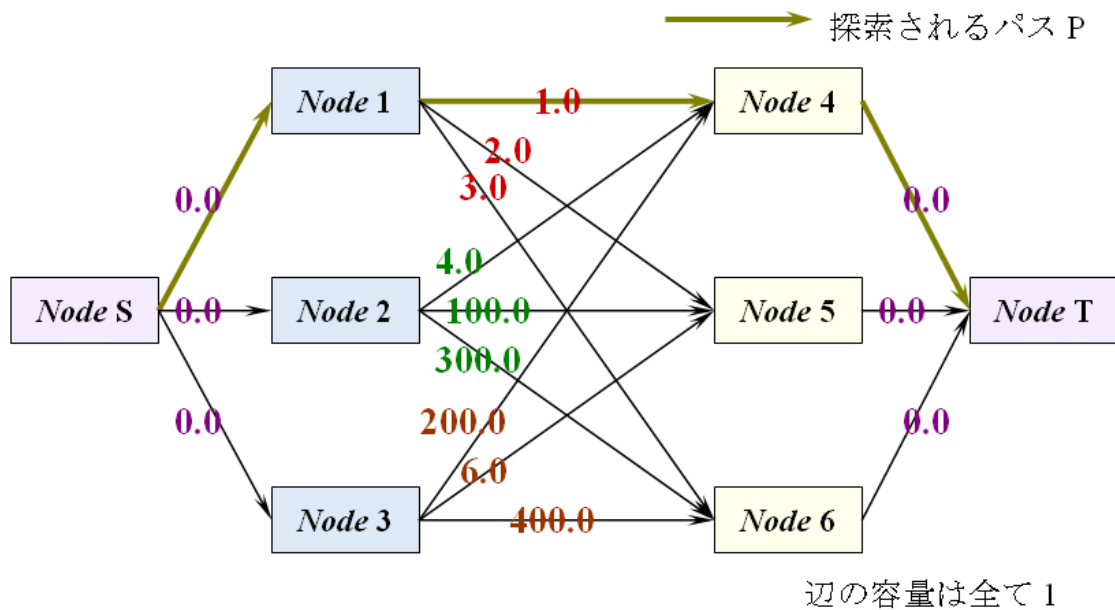
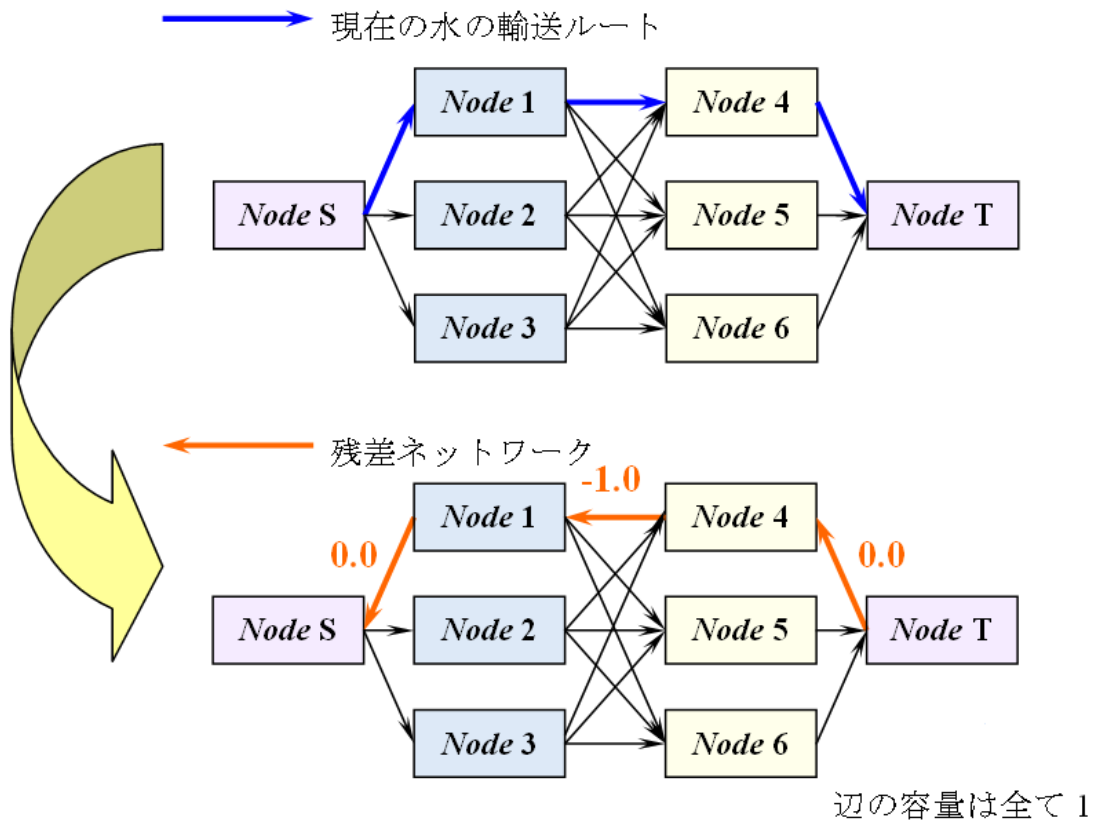


図 3.6 1 回目のパス探索で発見されるパス P

次に、図 3.6 に示したパス P に含まれる辺のうち、最小容量は 1 より、パス P に沿って、流量 1 の水を輸送する。更に、目標流量 $Q = 3 - 1 = 2$ と更新し、水が輸送されている辺に対して、残差ネットワークの付加を行い、グラフ G を残差グラフ G' へと書き換える。次頁図 3.7 に、グラフ G を書き換えた結果作成される、残差グラフ G' を示す。ここで、パス P に含まれ、水が輸送される辺は、辺の容量が 0 となることより、これ以上水を輸送することができない辺となる。つまり、このような辺は、存在していないことと等価であるので、以下の図において残差グラフを示す際には、水を輸送することができない辺は、全て省略するものとする。

図 3.7 グラフ G を書き換えた結果作成される、残差グラフ G'

次に、目標流量 $Q=2$ より、図 3.7 において示した残差グラフ G' に存在する、頂点 S から頂点 T へと向かうパスの中で、辺の重みの総和が最小となるパス P を探索すると、頂点 S から頂点 2、頂点 4 へと向かい、更に、頂点 4 から頂点 1 へと残差ネットワーク上を移動し、頂点 5 を経て、頂点 T へと至るパスが、辺の重みの総和 $W_{sum} = 5.0$ となり、最小となることが分かる。次頁図 3.8 に、2 回目のパス探索で発見されるパス P を示す。

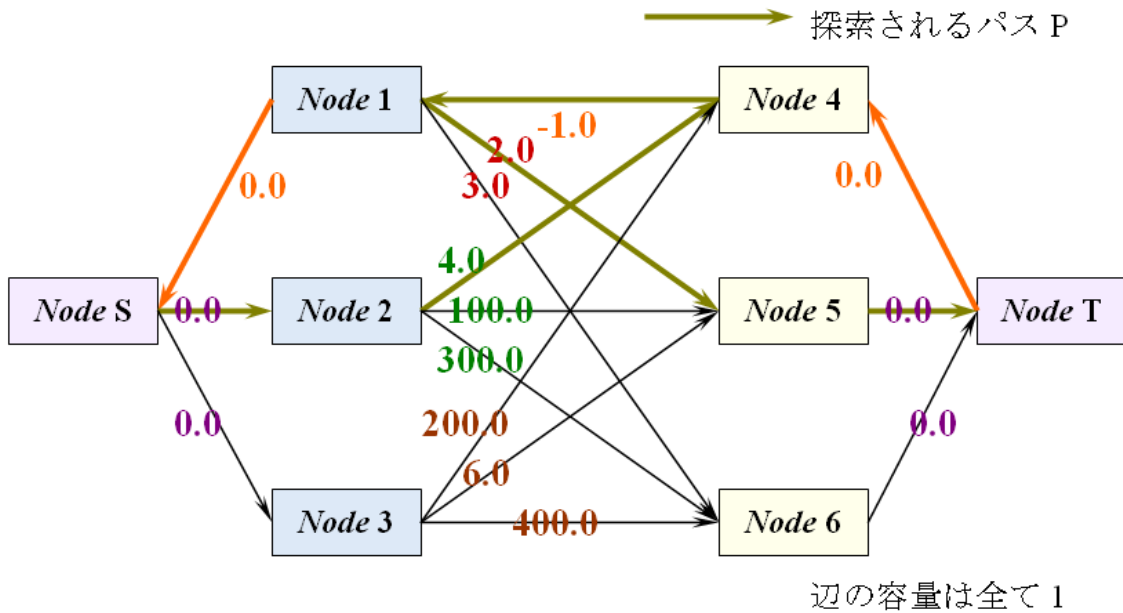
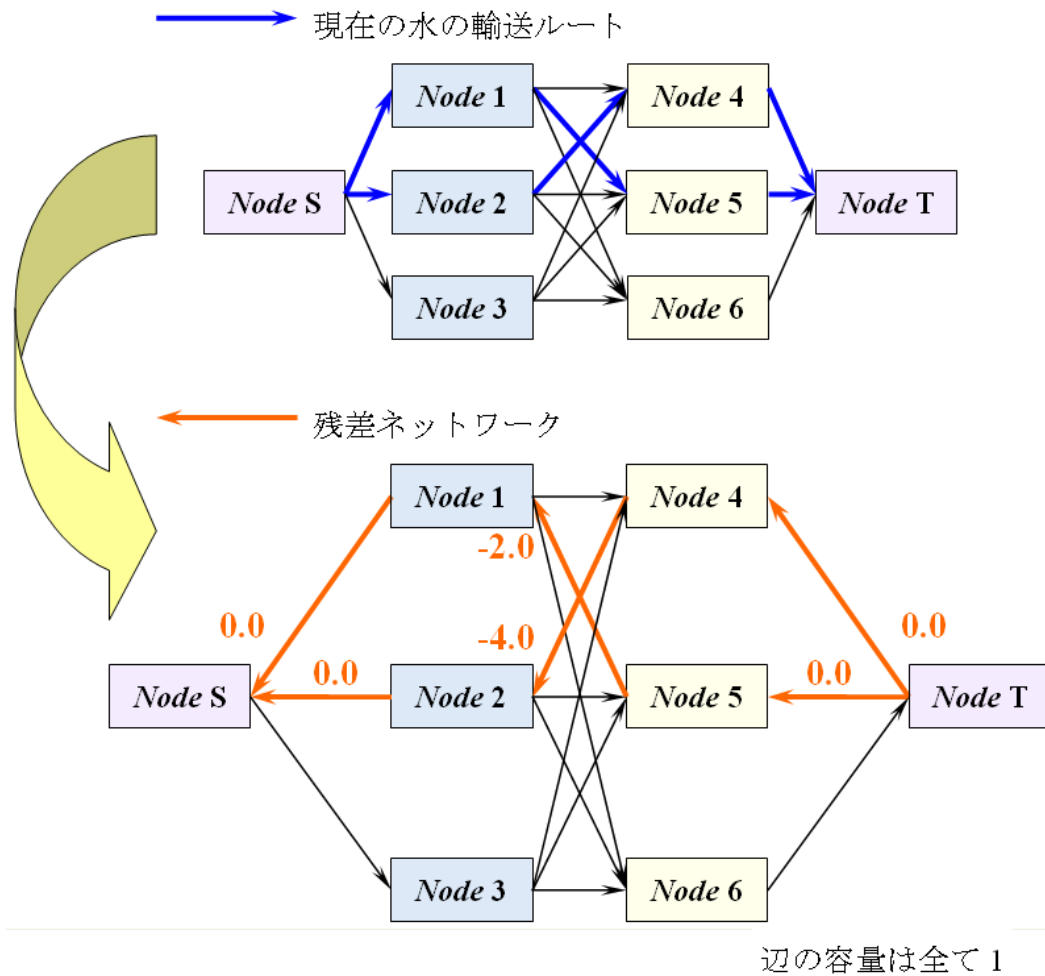


図 3.8 2 回目のパス探索で発見されるパス P

次に、図 3.8 に示したパス P に含まれる辺のうち、最小容量は 1 より、パス P に沿って、流量 1 の水を輸送する。更に、目標流量 $Q = 2 - 1 = 1$ と更新し、水が輸送されている辺に対して、残差ネットワークの付加を行い、残差グラフ G' を更新する。ここで、頂点 1 と頂点 4 の間には、元々、頂点 1 から頂点 4 の向きに、流量 1 だけ水が輸送されていたが、2 回目に探索されたパス P によって、残差ネットワークに沿って、頂点 4 から頂点 1 の向きに、流量 1 だけ水が輸送されたことより、頂点 1 と頂点 4 の間を輸送される水は打ち消され、水の輸送が行なわれないことを表す。加えて、水の輸送が行なわれないことより、頂点 4 から頂点 1 の向きへと存在していた残差ネットワークは消滅し、頂点 1 から頂点 4 の向きに、重み 1.0 を付加した辺が復活し、この辺に対して、再度水を輸送することが可能となる。次頁図 3.9 に、残差グラフ G' の更新結果を示す。

図 3.9 残差グラフ G' の更新結果

次に、目標流量 $Q=1$ より、図 3.9 において示した残差グラフ G' に存在する、頂点 S から頂点 T へと向かうパスの中で、辺の重みの総和が最小となるパス P を探索すると、頂点 S から頂点 3、頂点 5 へと向かい、更に、頂点 5 から頂点 1 へと残差ネットワーク上を移動し、頂点 6 を経て、頂点 T へと至るパスが、辺の重みの総和 $W_{sum} = 7.0$ となり、最小となることが分かる。次頁図 3.10 に、3 回目のパス探索で発見されるパス P を示す。

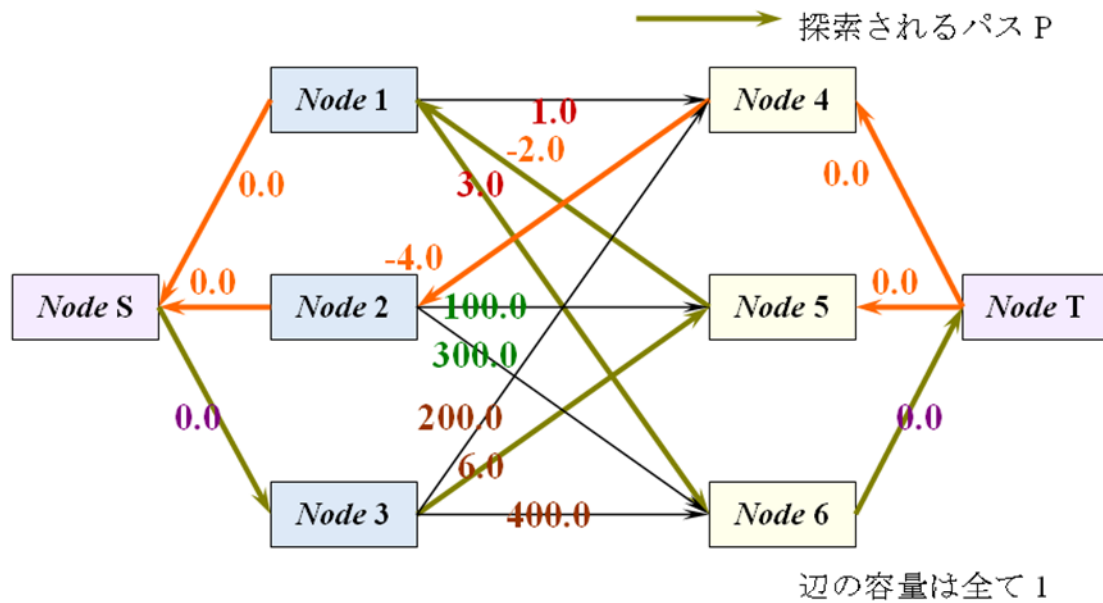
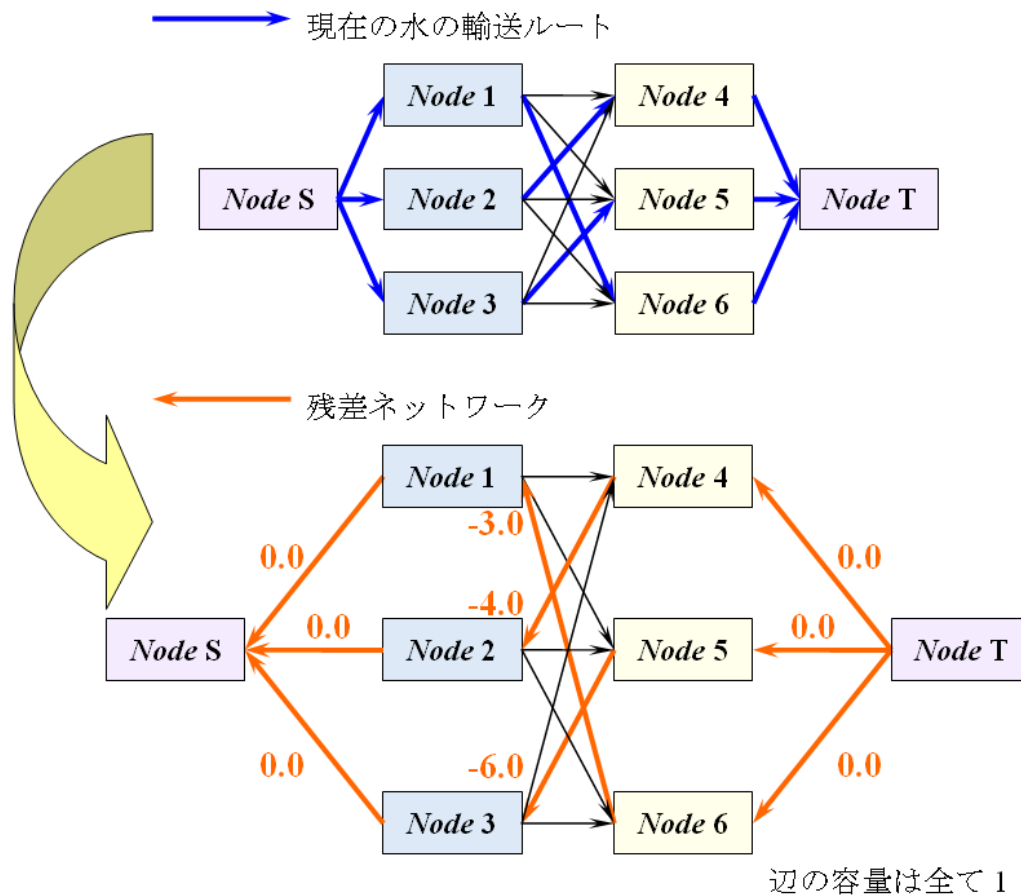


図 3.10 3 回目のパス探索で発見されるパス P

次に、3 回目の図に示したパス P に含まれる辺のうち、最小容量は 1 より、パス P に沿って、流量 1 の水を輸送する。更に、目標流量 $Q = 1 - 1 = 0$ と更新し、水が輸送されている辺に対して、残差ネットワークの付加を行い、残差グラフ G' を更新する。ここでも、先程と同様に、元々、頂点 1 から頂点 5 の向きへと流量 1 だけ水が輸送されていたのだが、3 回目に発見されたパス P によって、残差ネットワークに沿って、頂点 5 から頂点 1 の向きへと、流量 1 だけ水が輸送されたことより、頂点 1 と頂点 5 の間を輸送される水は打ち消され、水の輸送が行なわれない。次頁図 3.11 に、残差グラフ G' の更新結果を示す。

図 3.11 残差グラフ G' の更新

ここで、目標流量 $Q=0$ より、最短パス反復アルゴリズムを終了する。この時、水が輸送されている辺が、頂点 S から頂点 T へと、流量 3 だけ水を輸送する際に、最小の費用で輸送することができる水の輸送ルートであり、グラフ G を重み付き 2 部グラフ BG へと再度書き換えた場合の、重み付き 2 部グラフ BG における、最小重みマッチングを表す。次頁図 3.12 に、グラフ G における最小費用輸送ルート、及び、重み付き 2 部グラフ BG における最小重みマッチングを示す。

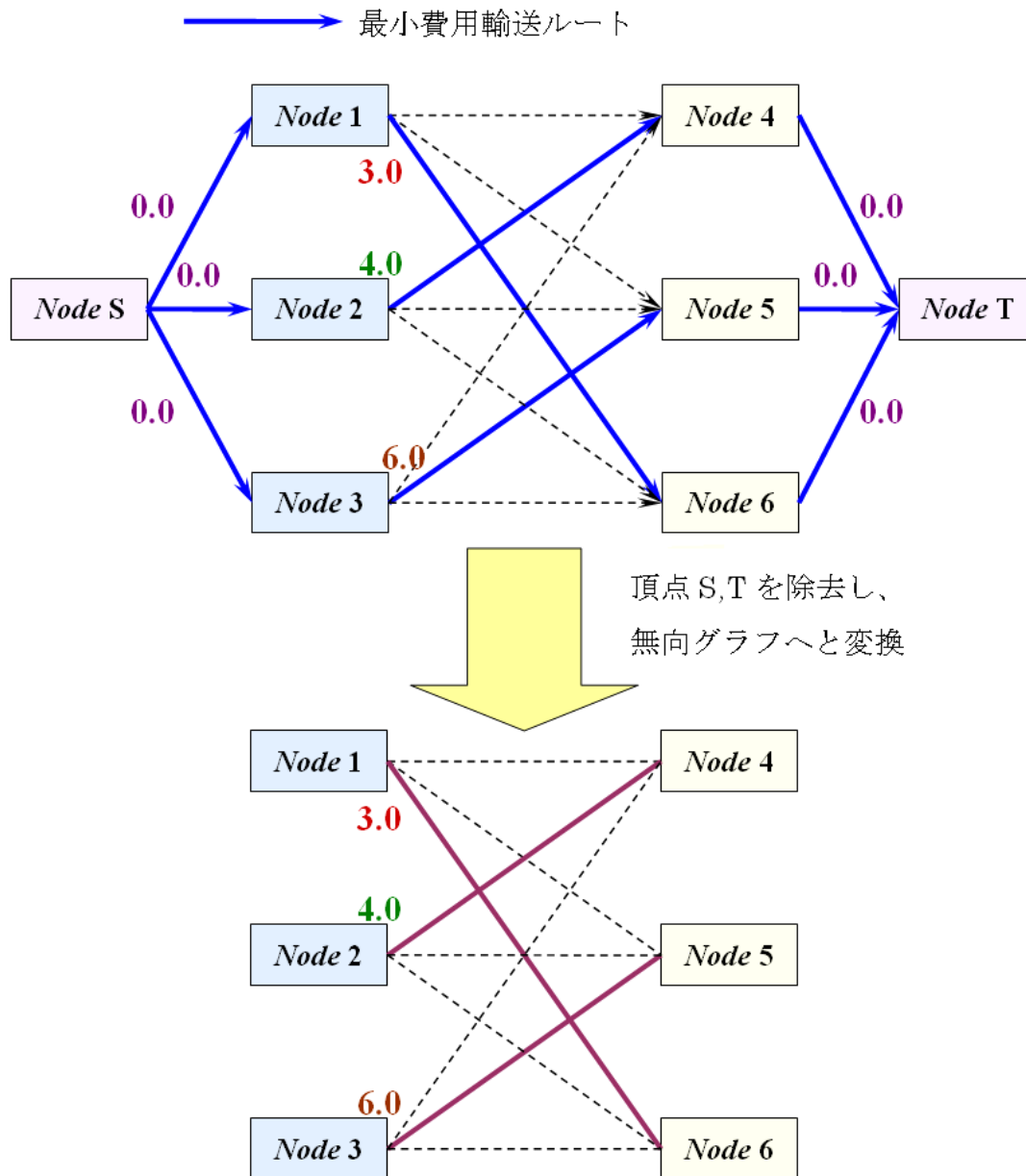


図 3.12 グラフ G における最小費用輸送ルート、及び
重み付き 2 部グラフ BG における最小重みマッチング

図 3.12 より、グラフ G における最小費用輸送ルートと、重み付き 2 部グラフ BG における最小重みマッチングが、同一であることが分かる。

以上が、最短パス反復アルゴリズムの具体的内容である。詳しくは、[14]を参考にされたい。次節では、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題を、断片化歩行者動線の組合せ最適化に対して適用する方法について述べる。

3.3. 断片化歩行者動線への適用

ここでは、前節、及び、前々節において述べた、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチング問題と、最短パス反復アルゴリズムを、断片化歩行者動線の組合せ最適化へと適用し、結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する方法について述べる。

3.3.1. 断片化歩行者動線の組合せ最適化における重み付き 2 部グラフ

まず、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行い、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する場合において作成する、重み付き 2 部グラフについて述べる。

断片化歩行者動線の組合せ最適化において作成すべき重み付き 2 部グラフでは、頂点を軌跡データによって置換し、更に、全く同一の、軌跡データによって置換された頂点集合を 2 個作成する。一方の頂点集合に含まれる各頂点が、各軌跡データの消失点を表し、もう一方の頂点集合に含まれる各頂点が、各軌跡データの出現点を表す。ここで、軌跡データ i の消失点を表す頂点を頂点 i_E 、出現点を表す頂点を頂点 i_S とする。そして、頂点 i_E と頂点 j_S 間に存在する辺の重み $W(i_E, j_S)$ を、軌跡データ i と軌跡データ j 間の結合尤度 $CL(i, j)$ を用いて、次式により定義する。

$$W(i_E, j_S) = \text{const} - CL(i, j) \quad (3.1)$$

ここで、 const は任意の定数を表す。

次頁図 3.13 に、断片化歩行者動線の組合せ最適化において作成する、重み付き 2 部グラフを示す。

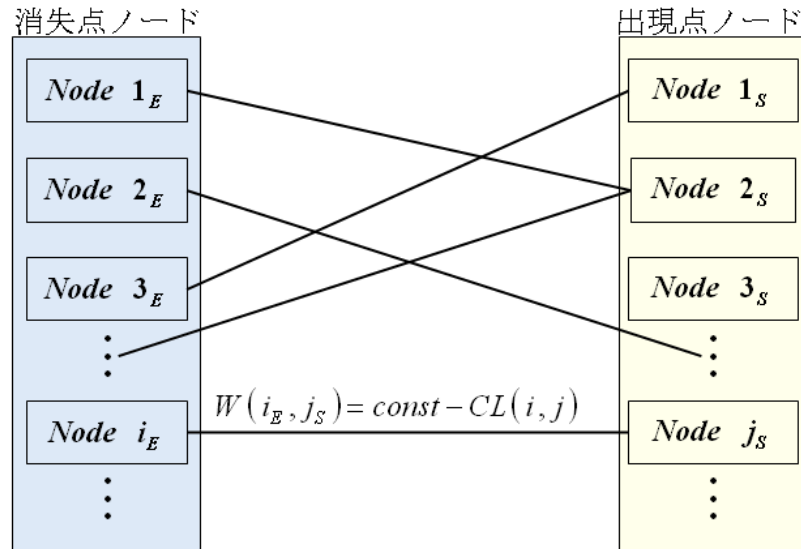


図 3.13 断片化歩行者動線の組合せ最適化における重み付き 2 部グラフ

図 3.13 に示した重み付き 2 部グラフに、前節と同様に、頂点 S,T を付加し、有向グラフへと書き換える。頂点 S,T と各頂点間を結ぶ辺の重みについては、前節と同様に全て 0 とする。そして、予め作成するマッチングの箇所数を指定し、最短パス反復アルゴリズムを用いることで、辺の重みの総和が最小となる、最適なマッチングを発見することが可能となる。ここで、頂点 i_E と頂点 j_s 間に存在する辺の重み $W(i_E, j_s)$ を、式(3.1)に示したように、任意の定数から結合尤度を引く式によって定義していることより、辺の重みの総和が最小となるマッチングを発見するということは、結合尤度の総和が最大となるマッチングを発見することと等価である。これより、図 3.13 に示した重み付き 2 部グラフに対して、最短パス反復アルゴリズムを用いることで発見されるマッチングは、結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングである。

ここで、重み付き 2 部グラフにおける頂点間のマッチングとして発見される、軌跡データ間の最適なマッチングから、断片化歩行者動線を復元する方法について述べる。軌跡データ間の最適なマッチングを発見することを目的として作成される、任意の重み付き 2 部グラフにおいて、頂点 i_E と頂点 j_s との間、及び、頂点 j_E と頂点 k_s の間にマッチングが作成されたとすると、各頂点は軌跡データの消失点、又は、出現点を表していることより、軌跡データ i の消失点と、軌跡データ j の出現点が結合し、更に、軌跡データ j の消失点と、軌跡データ k の出

現点が結合することを表す。よって、前述した頂点間にマッチングが作成された場合に復元される歩行者動線は、軌跡データ i の出現点から、軌跡データ j に含まれる点群を経由し、軌跡データ k の消失点へと至る、歩行者動線である。図 3.14 に、重み付き 2 部グラフにおいて作成されるマッチングから、歩行者動線を復元する方法を示す。

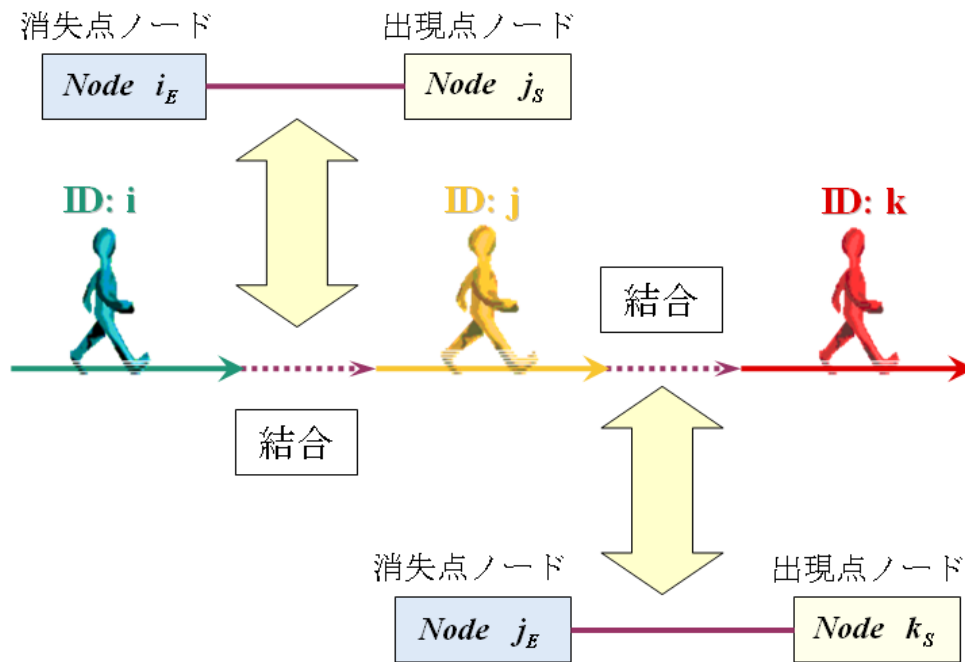


図 3.14 重み付き 2 部グラフのマッチングから歩行者動線を復元

また、予め、軌跡データ i の消失点と軌跡データ j の出現点は結合しないという情報を把握している場合には、頂点 i_E と頂点 j_S 間に辺を作成しないことで、最短パス反復アルゴリズムにより、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する為に要する計算時間を短縮することができる。本研究では、軌跡データ i と軌跡データ j 間の結合尤度 $CL(i, j)$ について、頂点 i_E 、頂点 j_S 間に辺を作成するかどうかを判断する為の閾値 $CLThresh$ を設定しておき、 $CL(i, j) \geq CLThresh$ を満たす場合にのみ、軌跡データ i と軌跡データ j は結合する可能性があるとし、頂点 i_E と頂点 j_S 間に辺を作成することで、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する為に要する計算時間の短縮を図った。

3.3.2. 各辺の容量の設定

次に、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行なう際に用いる重み付き 2 部グラフにおける、各辺の容量の設定について述べる。ここで、軌跡データ i の消失点を表す頂点 i_E と、軌跡データ j の出現点を頂点 j_S 間に存在する辺の容量を $C(i_E, j_S)$ とする。

第一に、重み付き 2 部グラフにおいて、各頂点集合間に作成される辺の容量、つまり、任意の i_E, j_S について、頂点 i_E と頂点 j_S 間に作成される辺の容量は、前節と同様に、 $C(i_E, j_S)=1$ と設定する。

第二に、頂点 S, T を付加し、有向グラフへと書き換えたグラフにおける、頂点 S, T と各頂点とを結ぶ辺の容量の設定について述べる前に、特殊な軌跡データについての説明を行なう。特殊な軌跡データとは、動線計測時に、複数人の歩行者が接近していることにより、複数人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識してしまい、ID が 1 個しか割り振られず、それによって、複数人の歩行者の動線が、1 本の軌跡データへと統合されてしまっている軌跡データである。図 3.15 に、複数人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識してしまっている例を示す。

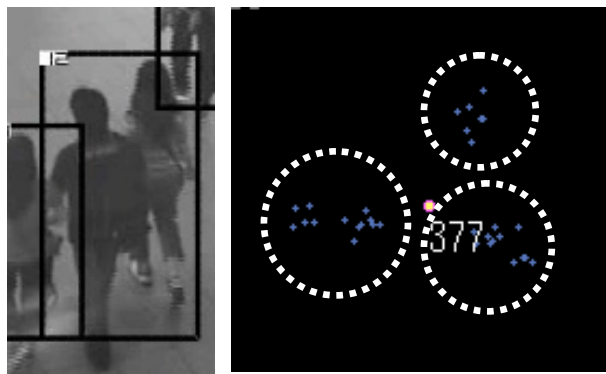


図 3.15 複数人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識

図 3.15 において、左図では 2 人を 1 人の歩行者だと認識してしまい、この 2 人に対して ID:12 が割り振られ、右図では 3 人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識してしまい、この 3 人に対して ID:377 が割り振られている。

このように、複数人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識している場合において、

接近していた歩行者同士が離れた場合には、新たに複数人の歩行者の動線計測が開始される為、各歩行者に対して、それぞれ異なる ID が割り振られ、同時に、各歩行者の動線を記録した軌跡データが得られる。つまり、1 本の軌跡データから、複数本の軌跡データが出現する為に、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行う際には、消失点を表す頂点集合に含まれる 1 個の頂点と、出現点を表す頂点集合に含まれる複数個の頂点との間に、マッチングを作成する必要性が存在する。図 3.16 に、1 個の頂点と複数個の頂点間にマッチングを作成する状況を示す。

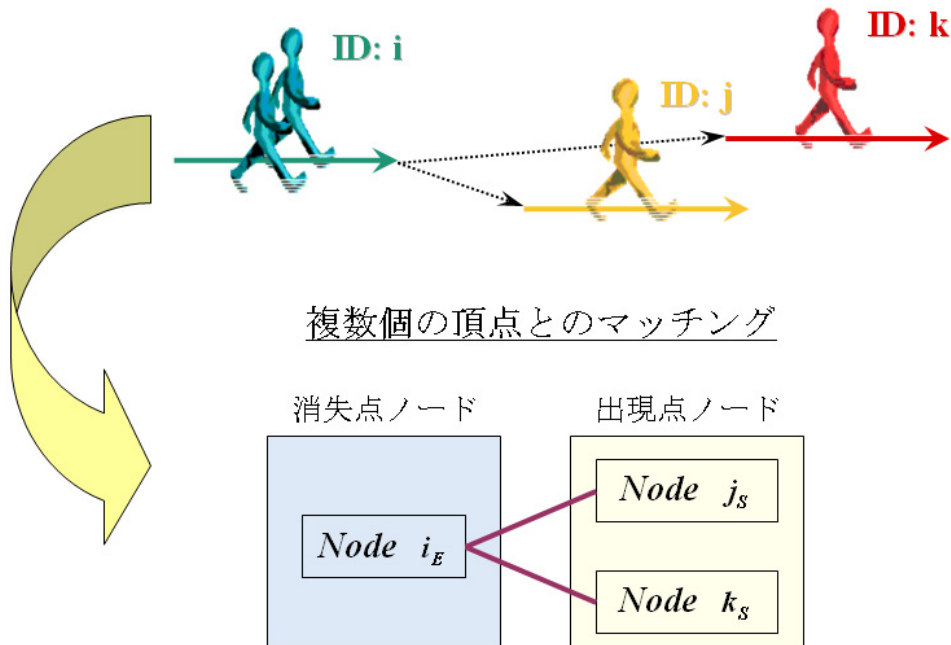


図 3.16 1 個の頂点と複数個の頂点間にマッチングを作成

このように、 $P(\geq 2)$ 人の歩行者の動線が、1 本の軌跡データ i へと統合されているという情報を、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行う前に把握することは、頂点 i_E が最大 P 個の頂点との間にマッチングを作成する可能性の存在を把握することと等価である。このような場合、頂点 S と頂点 i_E とを結ぶ辺の容量 $C(S, i_E)$ を、 $C(S, i_E) = P$ と設定することにより、出現点を表す頂点集合に含まれる頂点のうち、最大 P 個の頂点との間に、マッチングを作成することが可能となる。これは、最短パス反復アルゴリズムにより、頂点 S から頂点 T へと、

指定した流量の水を輸送する際に、頂点 S から頂点 i_E へと流れ込む水の流量 $Q_{i_E,IN}$ と、頂点 i_E から、もう一方の頂点集合内に存在し、頂点 i_E とマッチングを作成している各頂点へと流れ出る水の流量 $Q_{i_E,OUT}$ が、頂点 i_E の前後において等しくなければならないという流量保存則： $Q_{i_E,IN} = Q_{i_E,OUT}$ が成り立つ必要性があることより明らかである。図 3.17 に、頂点 i の前後における流量保存則の成立を示す。

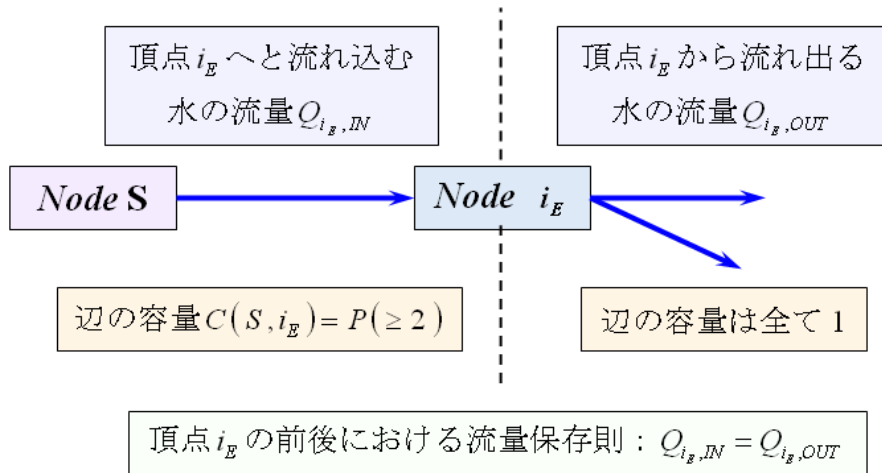


図 3.17 頂点 i の前後における流量保存則の成立

前述した状況とは逆に、最初は一定の距離だけ離れて歩行している為に、それぞれ異なる ID の割り振られた複数人の歩行者が、接近することによって、複数人の歩行者が 1 人の歩行者だと認識され、ID が 1 個しか割り振られず、それによって、複数人の歩行者の動線までも 1 本の軌跡データへと統合されてしまうという状況も存在する。つまり、複数本の軌跡データが、1 本の軌跡データへと統合されてしまう為に、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行う際には、消失点を表す頂点集合内の複数個の頂点と、出現点を表す頂点集合内の 1 個の頂点との間に、マッチングを作成する必要性が存在する。次頁図 3.18 に、複数個の頂点と 1 個の頂点間にマッチングを作成する状況を示す。

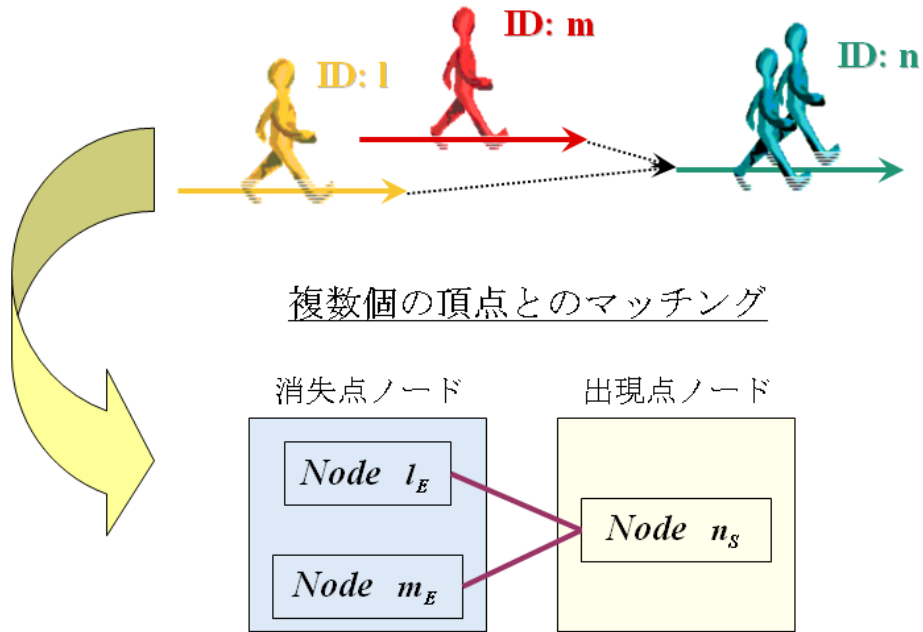


図 3.18 複数の頂点と 1 個の頂点間のマッチング

このような状況においても、先程と同様に、 $P(\geq 2)$ 人の歩行者の動線が、1本の軌跡データ n へと統合されているという情報を、予め把握している場合には、頂点 n_s と頂点 T とを結ぶ辺の容量 $C(n_s, T) = P$ と設定することにより、頂点 n_s と、消失点を表す頂点集合に含まれる頂点のうち、最大 P 個の頂点との間に、マッチングを作成することが可能となる。こちらについても、先程と同様に、頂点 n_s の前後において、頂点 n_s へと流れ込む水の流量と、頂点 n_s から流れ出る水の流量が等しくなければならないという流量保存則が成立する必要性があることより、明らかである。

また、頂点 S と頂点 i_E とを結ぶ辺の容量 $C(S, i_E)$ を、 $C(S, i_E) = 0$ と設定することで、頂点 S から頂点 i_E への水の輸送が不可能になり、頂点 i は、出現点を表すもう一方の頂点集合に含まれる任意の頂点との間に、マッチングを作成することが不可能となる。これは、頂点 i_E を表す軌跡データ i が、動線計測空間内に存在する出口より消失したことが確認でき、軌跡データ i の消失点は、他のいかなる軌跡データとも結合しないという制約条件の導入を表す。同様にして、軌跡データ j は、動線計測空間内に存在する入口より出現したことが確認でき、軌

跡データ j の出現点は、他のいかなる軌跡データとも結合しないという制約条件は、頂点 j_s と、頂点 T とを結ぶ辺の容量 $C(j_s, T) = 0$ と設定することにより、導入可能である。

3.3.3. 目標流量の設定

次に、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行なう際の、最短パス反復アルゴリズムの初期設定である、目標流量 Q について述べる。

前節において述べたように、最短パス反復アルゴリズムの初期設定である目標流量 Q は、重み付き 2 部グラフにおいて作成されるマッチングの箇所数を表す。よって、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行なう際に、作成すべきマッチングの箇所数が既知である場合には、目標流量 Q を、作成すべきマッチングの箇所数と設定することにより、作成すべきマッチングの箇所数に関する制約条件を導入することが可能となる。

ここで、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行なう際に、作成すべきマッチングの箇所数が既知である状況について述べる。動線計測空間において、 P 人の動線を計測したということが把握できており、このような状況において、 $i(\geq 1)$ 人の統合された軌跡データが T_i 本得られている場合に作成すべきマッチング数、つまり、目標流量 Q は、次式により求められる。

$$Q = \sum_i i * T_i - P \quad (3.2)$$

一方で、動線計測空間が広域である場合や、動線計測空間が非常に多くの歩行者によって占有される場合には、動線を計測した人数の把握が困難、或いは、不可能となる。このように、動線を計測した人数が把握できていない場合には、式(3.2)を用いて作成すべきマッチング数を求めることができず、最短パス反復アルゴリズムの初期設定である目標流量 Q を設定することが不可能となるという問題が存在する。

前述した問題を解決する方法としては、目標流量 Q として、十分に大きな値を設定しておき、頂点 S から頂点 T へ向かうパスの中で、辺の重みの総和が最小となるパス P の探索が終了するまで、最短パス反復アルゴリズムを実行する

という方法を挙げることができる。ここで、パス P の探索が終了するまで、最短パス反復アルゴリズムを実行した結果として得られる水の輸送ルートは、頂点 S から頂点 T へと、輸送することが可能な最大流量だけ水を流した状態における、最小費用輸送ルートを表す。加えて、パス P の探索が終了するまで、最短パス反復アルゴリズムを実行した際に、輸送可能な水の最大流量を求め、その値を流量 Q として、式(3.2)に代入することで、動線を計測した人数の把握が困難、或いは、不可能であった場合においても、動線を計測した人数 P を推定することが可能になる。これは、断片化歩行者動線の組合せ最適化を、重み付き2部グラフの最小重みマッチング問題へと置き換えたことによる、大きな恩恵である。

4. ケーススタディ

本章では、駅コンコースにおいて実施した動線計測実験、及び、動線計測実験より得られた軌跡データに対して、本研究において提案した、断片化歩行者動線の復元手法を適用した場合の、手法の精度検証結果とその考察について述べる。

4.1. 駅コンコースでの動線計測実験

本節では、2006 年 6 月、東京都内の主要駅コンコースにおいて実施した、歩行者の動線計測、及び、駅コンコースにおける流動把握を目的とした実験の概要について述べる。

4.1.1. 駅コンコース、及び、動線計測に使用したセンサ

今回、歩行者の動線計測を行なったコンコースの広さは、約 30m×60m であり、通勤ラッシュ時には、200 人規模の歩行者により占有される空間である。そして実験において、動線を計測する為に使用したセンサは、独 SICK 社製のレーザスキャナ、LMS-200 であり、使用したセンサの台数は 8 台である。このレーザスキャナは、レーザ光の伝播時間により測距を行うものであり、内部の回転鏡により 180° の計測範囲を 0.5° 刻みで計測し、その計測距離は最大 30m である。スキャン周期は計測角及び角度分解能により決定されるが、今回の実験で用いた設定は 37.5Hz である。使用するレーザ光はクラス 1A であり、目に入射しても安全な強度のレーザパルスを用いている。今回の実験では、レーザスキャナを地面より約 20cm の高さに設置し、レーザ光を、歩行者の足首の高さ付近に照射することで、レーザ光の遮蔽により動線計測を失敗する危険性を抑え、広域な空間における、多数の歩行者の動線計測を可能にした。次頁図 4.1 に、LMS-200 を使用した、駅コンコースでの動線計測実験時の様子を、次頁図 4.2 に、駅コンコースの平面図、及び、レーザスキャナの配置図を示す。



図 4.1 動線計測実験時の様子

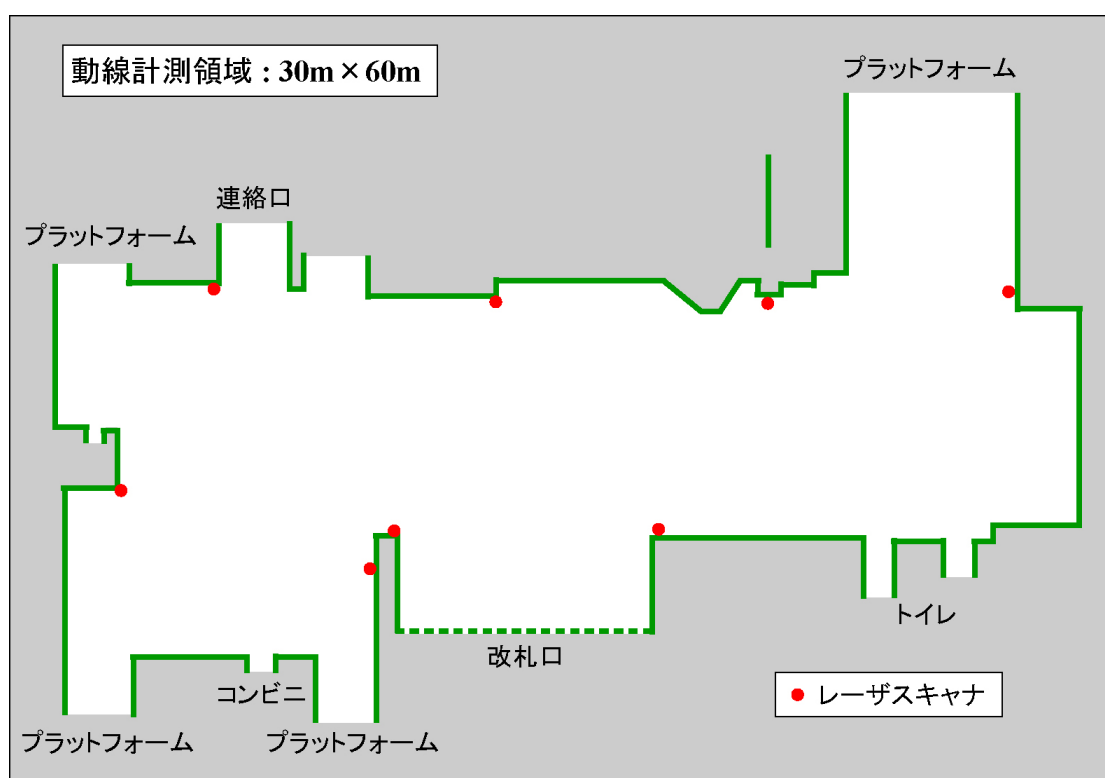


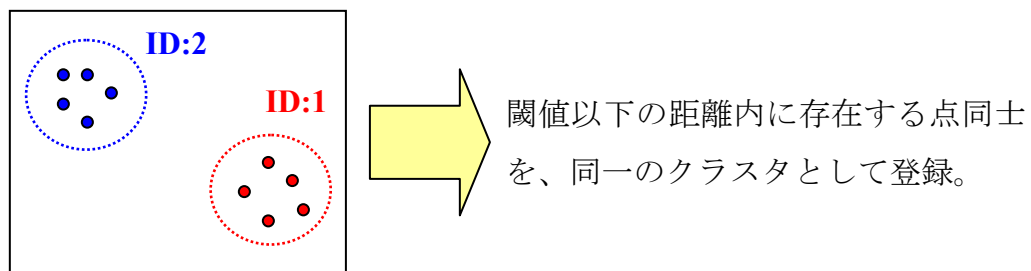
図 4.2 駅コンコースの平面図、及び、レーザーキャナの配置図

4.1.2. 断片化歩行者動線の復元手法を適用する軌跡データ

軌跡データを得るために用いた歩行者の動線計測アルゴリズムでは、レーザーキャナによって得られる点群に対して、予め、点間の距離に関する閾値を設定しておき、空間に関するクラスタリング、及び、1フレーム前と現在フレー

ムとの間の、時間に関するクラスタリングという、二種類のクラスタリングをリアルタイムで実行し、歩行者の動線計測を可能にした。図 4.3 に、時空間に関するクラスタリングによる動線計測を示す。動線計測アルゴリズムの詳細に関しては、[15]を参考にされたい。

空間に関するクラスタリング



時間に関するクラスタリング

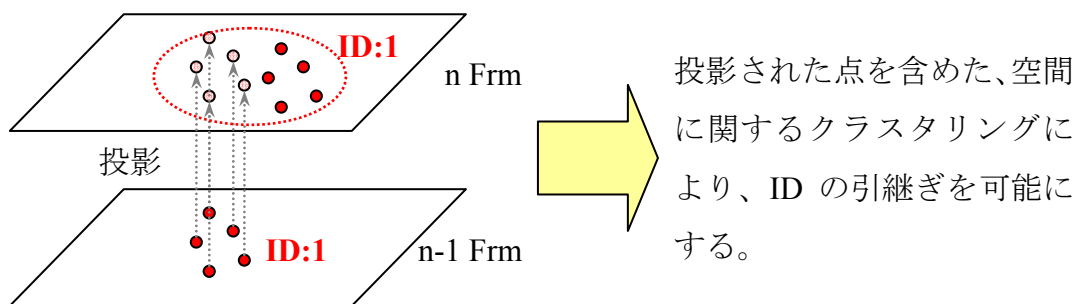


図 4.3 時空間に関するクラスタリングによる動線計測

本研究において提案した、断片化歩行者動線の復元手法を適用する軌跡データは、前述した駅コンコースにおいて、通勤ラッシュ時である、午前 7:00:00 から午前 7:05:00 までの 5 分間に、0.05 秒刻みで計測された軌跡データを、0.5 秒間隔で間引きし、1 フレーム 0.5 秒とすることによって作成された、全 586 本の軌跡データとする。各軌跡データは、割り振られた ID、フレーム数、各フレームにおけるクラスタの中心座標を保持している。0.05 秒刻みで計測された軌跡データを、0.5 秒間隔で間引いた理由は、動線計測において生じたノイズを除去する為である。次頁図 4.4 に、全 586 本の軌跡データを示す。

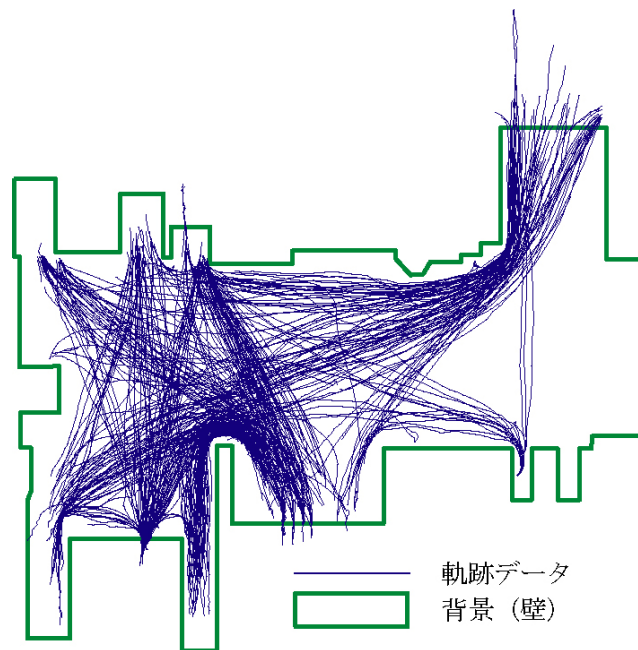


図 4.4 午前 7:00:00 から午前 7:05:00 において計測された全軌跡データ

4.2. 前処理、及び、後処理の追加

本節では、本研究において提案した、断片化歩行者動線の復元手法に、本ケーススタディにおいて追加する、前処理、及び、後処理について述べる。

まず、前処理であるが、これは 3 章において述べたが、動線計測時に、複数人の歩行者が接近していることにより、複数人の歩行者を 1 人の歩行者だと認識してしまい、ID が 1 個しか割り振られず、それによって、複数人の歩行者の軌跡データが 1 本へと統合されてしまっている軌跡データを発見することを目的とした処理である。本ケーススタディでは、レーザスキャナによって取得されるデータにおいて、1 人の歩行者としてクラスタリングされている点群を囲う四角形を用意し、その四角形の対角線の長さを、クラスタサイズと定義する。そして、クラスタサイズに対して閾値を設定することにより、複数人の歩行者の軌跡データが 1 本へと統合されてしまっている軌跡データの発見を試みる。次頁図 4.5 に、レーザスキャナを用いて得られる点群のクラスタサイズを示す。

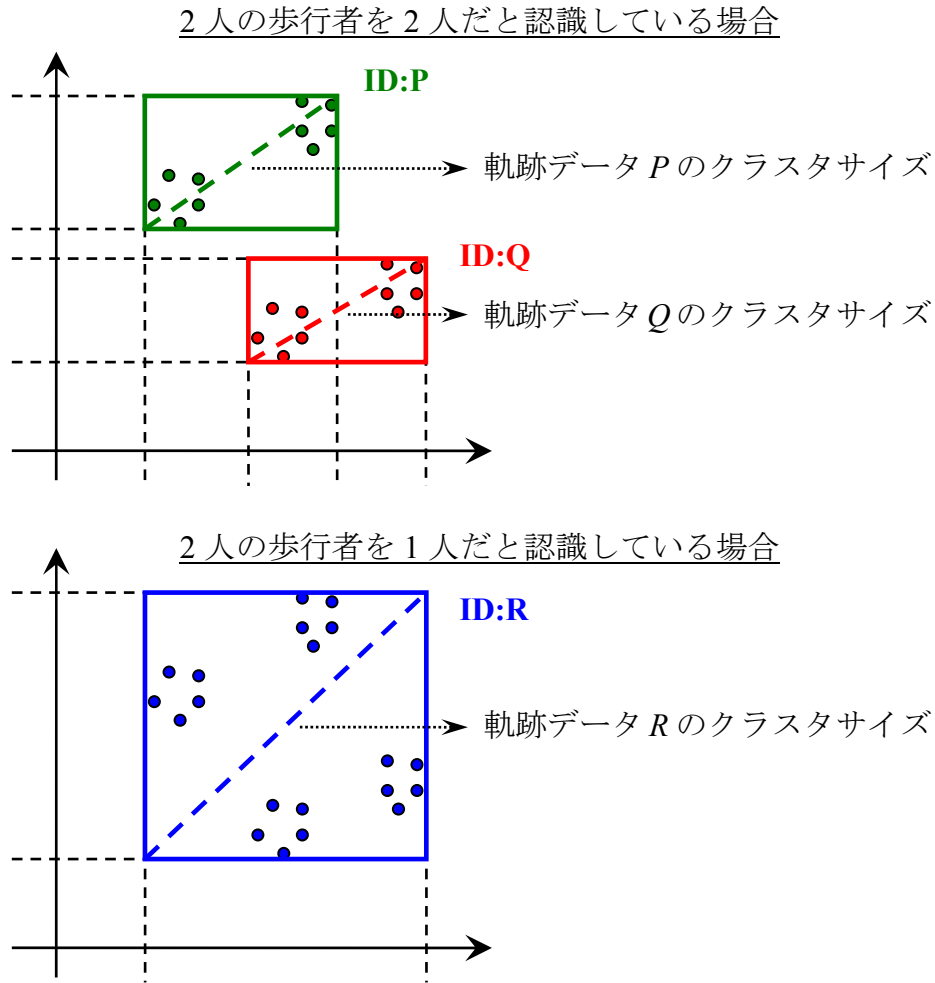


図 4.5 レーザスキャナを用いて得られる点群のクラスタサイズ

図 4.5 において、2 人が 1 本の軌跡データへと統合されていない場合と、2 人が 1 本の軌跡データへと統合されている場合を比較すると、クラスタサイズが約 2 倍に増大していることが確認できる。よって、軌跡データ i の、各フレームにおけるクラスタサイズの平均値を \overline{CS}_i 、消失点におけるクラスタサイズを $CS_{i,E}$ とし、各フレームにおけるクラスタサイズに関する閾値 $CSThresh1$ 、消失点におけるクラスタサイズに関する閾値 $CSThresh2$ を定め、 $\overline{CS}_i \geq CSThresh1$ 、又は、 $CS_{i,E} \geq CSThresh2$ を満たす場合に、軌跡データ i は、2 人の歩行者動線が 1 本の軌跡データへと統合されていると判断し、3.3.2.各辺の容量の設定において述べたように、頂点 S と、軌跡データ i の消失点を表す頂点 i_E とを結ぶ辺の容量 $C(S, i_E)$ を、 $C(S, i_E) = 2$ と設定する。これにより、接近していた歩行者同士が

離れたことで、新たに複数人の歩行者の動線計測が開始され、各歩行者に対して、それぞれ異なる ID が割り振られ、1 本の軌跡データから、複数本の軌跡データが出現する状況、つまり、頂点 i_e が、出現点を表す頂点集合に含まれる複数個の頂点との間に、マッチングを作成する必要性が存在する状況へ対応することが可能となる。また、本ケーススタディにおいて用いた歩行者の動線計測アルゴリズムでは、前述した状況とは逆の、最初は一定の距離だけ離れて歩行している為に、それぞれ異なる ID の割り振られた複数人の歩行者が接近することによって、複数人の歩行者が 1 人の歩行者へと統合されて認識され、ID が 1 個しか割り振られず、それによって、複数人の歩行者の軌跡データまでも 1 本へと統合されてしまうという状況は存在しない。故に、軌跡データ i の出現点におけるクラスサイズに関する閾値を定め、頂点 T と、軌跡データ i の出現点を表す頂点 i_s とを結ぶ辺の容量 $C(i_s, T)$ を増大させる必要性は存在せず、任意の i_s について、 $C(i_s, T)=1$ と設定する。

しかし、本ケーススタディにおいて用いた歩行者の動線計測アルゴリズムは、本研究において提案した、断片化歩行者動線の復元手法では、復元不可能な状況を生み出す。その状況とは、それぞれ異なる ID の割り振られた複数人の歩行者が接近することによって、複数人の歩行者が 1 人の歩行者だと認識され、複数人の歩行者に対して 1 個の ID が割り振られるのだが、この割り振られる 1 個の ID が、元々、複数人存在する歩行者の内の一人に割り振られていた ID であるという状況である。つまり、それぞれ異なる ID の割り振られた複数人の歩行者が接近した場合に、その内の一人の ID だけが消失せずに生き残る為に、一人の歩行者の軌跡データは消失せずに、それ以外の歩行者の動線を吸収する。次頁図 4.6 に、他の歩行者動線を吸収した例を示す。

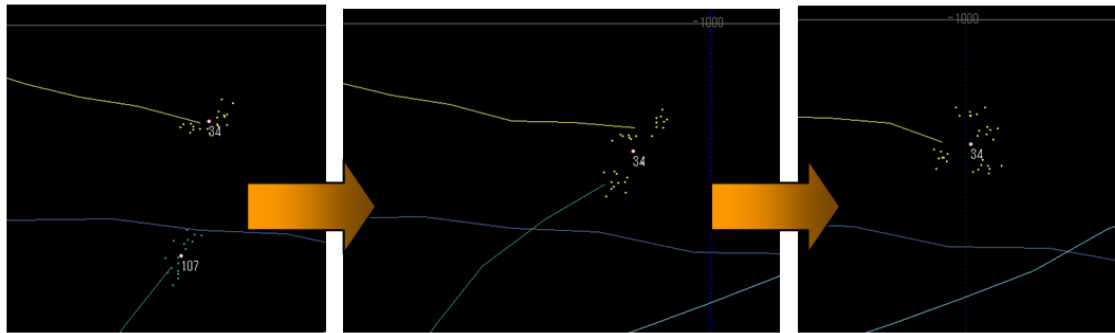


図 4.6 他の歩行者動線の吸収

図 4.6 において、ID:34 の割り振られた歩行者と、ID:107 の割り振られた歩行者が接近し、2 人が 1 人だと認識されるのだが、新しく ID が割り振られるのではなく、一方の歩行者の ID である、ID:34 が割り振られる為に、ID:107 の割り振られた歩行者の動線は消失するのだが、ID:34 の割り振られた歩行者の動線が消失せずに、ID:107 の割り振られた歩行者の動線を吸収している様子が分かる。

このような状況において、断片化された歩行者動線の復元を試みる場合には、軌跡データの消失点が、他の軌跡データの出現点ではなく、途中点と結合する必要がある。しかし、本提案手法は、軌跡データの消失点と出現点の間のみマッチングを作成することで、歩行者動線の復元を試みるので、前述した状況では、断片化された歩行者動線を復元することが不可能であり、後処理を行なう必要が生じる。

では、後処理の具体的な内容について述べる。本ケーススタディでは、後処理として、軌跡データの消失点と、他の軌跡データの途中点との結合を試みる。予め、動線計測空間である駅コンコースに、出入口領域を設定しておき、断片化歩行者動線間の同一性評価、及び、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行なう。以下本論では、出入口領域のことを OD 領域と呼ぶ。ここで、O は Origin を、D は Destination を表す。そして、組合せ最適化結果により、複数本の軌跡データの結合によって、新たに作成される軌跡データの消失点が、各 OD 領域に含まれるかを確認する。次頁図 4.7 に、本ケーススタディにおいて設定した、駅コンコースにおける OD 領域を示す。

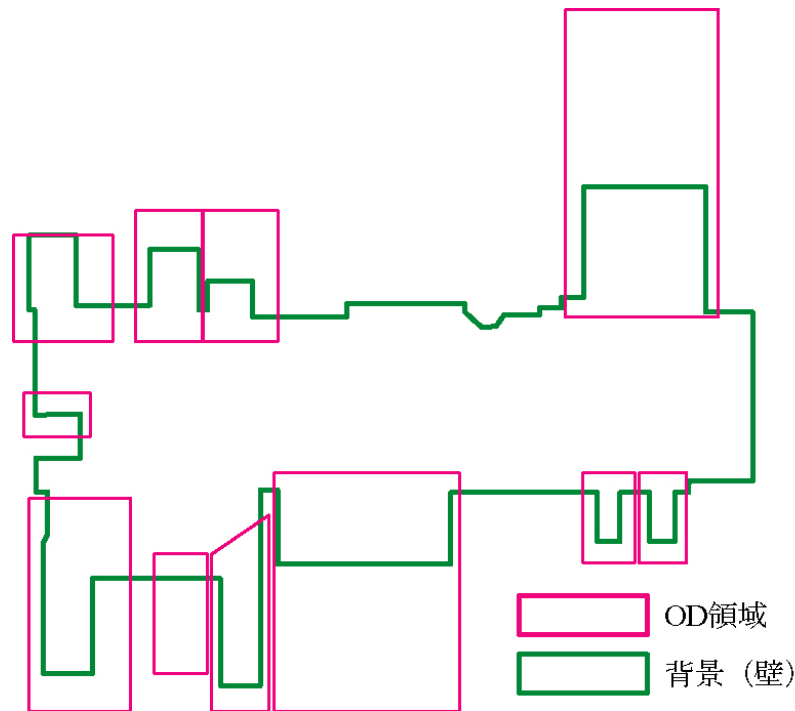


図 4.7 駅コンコースにおける OD 領域

更に、消失点が OD 領域に含まれない軌跡データを対象として、消失点が計測された瞬間において、消失点の近隣に存在していた他の軌跡データの途中点を探索する。そして、一定距離内に存在し、且つ、点間の距離が最小となる、他の軌跡データの途中点との結合を許可する。ここで、消失点が OD 領域に含まれない軌跡データのみを対象とした理由について述べると、消失点が OD 領域に含まれないということは、歩行者がコンコース内に存在する出入り口へと移動し、動線の計測が終了したのではなく、動線計測空間において、突然消失したことを表すことになるが、このような事態は非現実的であり、よって、消失点が OD 領域に含まれていない軌跡データは、他の軌跡データの途中点と結合する可能性が高いと判断することができる為である。

組合せ最適化結果により、複数本の軌跡データの結合によって新たに作成される軌跡データ i の消失点 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ が、図 4.7 において設定した OD 領域に含まれていない、又は、軌跡データ i の出現点が含まれる OD 領域と、消失点が含まれる OD 領域が同じである場合に、軌跡データ i の消失点が計測されたフレームにおいて存在し、軌跡データ i とは異なる軌跡データ j の途中点を

$P_{j,M}^T(x_{j,M}^T, y_{j,M}^T)$ とし、軌跡データ i の消失点 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ と軌跡データ j の途中点 $P_{j,M}^T(x_{j,M}^T, y_{j,M}^T)$ との間の距離 $L(P_{i,E}^T, P_{j,M}^T)$ が、点間の距離に関する閾値 $LThresh$ に対して、次式を満たす場合に、軌跡データ i が軌跡データ j に吸収されてしまった、つまり、消失点 $P_{i,E}^T(x_{i,E}^T, y_{i,E}^T)$ と途中点 $P_{j,M}^T(x_{j,M}^T, y_{j,M}^T)$ とが、結合する可能性がある」と判断する。

$$L(P_{i,E}^T, P_{j,M}^T) = \sqrt{(x_{i,E}^T - x_{j,M}^T)^2 + (y_{i,E}^T - y_{j,M}^T)^2} \leq LThresh$$

そして、消失点と途中点との距離が最小となる軌跡データ j' の途中点と、軌跡データ i の消失点との結合を許可する。

以上が、本ケーススタディに追加した前処理、及び、後処理の具体的内容である。次頁図 4.8 に、本ケーススタディにおいて実行した、断片化歩行者動線の復元手法手順を示す。

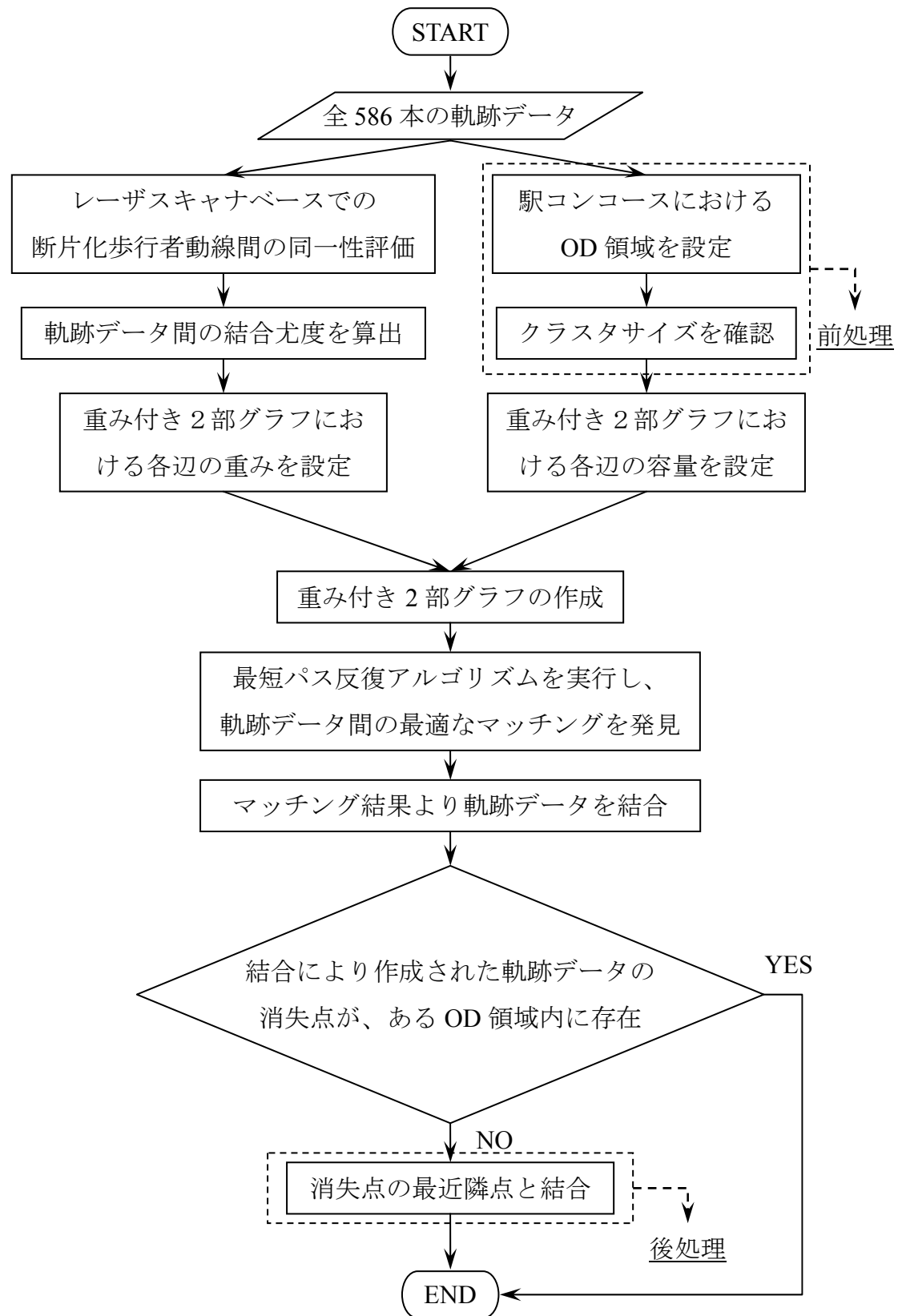


図 4.8 本ケーススタディにおける断片化歩行者動線の復元手法

4.3. 精度検証結果とその考察

4.3.1. 本提案手法の精度検証指標

本ケーススタディでは、図 4.8 に手順を示した本提案手法の精度検証を、各軌跡データが、どの軌跡データへと結合するか、或いは、どの軌跡データにも結合しないのかという、各軌跡データ間の結合に関する真値と、本提案手法を適用することによって出力される、軌跡データ間の最適なマッチング、つまり、各軌跡データ間の結合結果とを比較することにより、手法の精度検証を行なう。なお、各軌跡データが、どの軌跡データへと結合するか、或いは、どの軌跡データにも結合しないのかという、各軌跡データ間の結合に関する真値は、5 分間における全歩行者を目視により追跡することで作成した。表 4.1 に、各軌跡データ間の結合に関する真値と、本提案手法の適用により出力される、各軌跡データ間の結合結果とを比較する為に作成する、結合マップを示す。

表 4.1 結合マップ

結合元軌跡データ ID	結合先軌跡データ ID (真値)	結合先軌跡データ ID (手法適用結果)	正誤
1	1'	1'	正
2	結合先なし	結合先なし	正
3	3'	3''	誤
4	4	結合先なし	誤
5	5, 5'	5, 5''	誤
6	6'の途中点	6''	誤
⋮	⋮	⋮	⋮

結合マップによって、真値と手法適用結果との比較を行なった後に、手法の精度検証指標 T を、全軌跡データ数 N_T 、結合マップにおいて、正と判断された軌跡データ数 N_{True} を用いて、次式により定義する。

$$T = \frac{N_{True}}{N_T} * 100(\%)$$

ここで、精度検証指標 T は、全軌跡データのうち、正しく結合することができた、
或いは、結合先が存在しない場合には、結合させなかった、軌跡データ数の割
合を表す。

4.3.2. 本提案手法の精度検証結果

まず、本提案手法を前述した全軌跡データへと適用した際に設定した、各種
パラメータの説明、及び、設定値を、表 4.2 に示す。

表 4.2 各種パラメータの説明、及び、設定値

パラメータ	設定値
動線計測空間を分割した正方グリッドの一辺の長さ L	50cm
角度範囲の分割間隔 θ	$\pi/15$
場の情報作成に用いる速度ベクトルの 長さに関する閾値 $VLThresh$	10.0cm
正規分布における分散 h_x	4.00
正規分布における分散 h_y	4.00
循環正規分布における分散の逆数 κ_1	42.5
循環正規分布における分散の逆数 κ_2	14.0
パーティクルの個数 N_p	100
パーティクルを用いた位置予測を実行する、 フレーム数に関する閾値 $FrmThresh$	15 frame (7.5s)
結合する可能性があるかを判断する為の閾値 $CLThresh$	0.00225
目標流量 Q	217
各フレームにおけるクラスタサイズに関する閾値 $CSThresh1$	100cm
消失点におけるクラスタサイズに関する閾値 $CSThresh2$	150cm
消失点と途中点との点間の距離に関する閾値 $LThresh$	80cm

ここで、2.1.1.場の情報の作成で述べた通り、動線計測空間における場の情報を作成する為の教師データが必要となるが、本ケーススタディでは、本提案手法を適用する軌跡データが得られた時刻の1時間前にあたる、午前6:00:00から午前6:05:00までの5分間に、駅コンコースにおいて0.05秒刻みで計測された軌跡データを、先程と同様に、0.5秒間隔で間引きし、1フレーム0.5秒とすることによって作成された軌跡データを構成する、単位フレームあたりの速度ベクトルとした。教師データとして用いた全速度ベクトル数は4162個である。ここで、1時間前に得られた軌跡データに含まれる速度ベクトルを教師データとして、場の情報を作成した理由は、前述した時間帯を教師データとした場合に、最も高い精度で断片化歩行者動線を復元することができた為である。教師データの選択に関しては、検討の余地が存在する。

また、3.3.3.目標流量の設定で述べた通り、本ケーススタディでは、通勤ラッシュ時の駅コンコースという、非常に広域、且つ、混雑した空間を対象としているので、予め、動線を計測した人数を把握することが不可能であった。よって、表4.2における目標流量 Q の設定値は、パスPの探索が終了するまで、最短パス反復アルゴリズムを実行した際に、輸送可能な水の最大流量を表す。

以上のように、各種パラメータの設定、及び、教師データの選択を行い、本提案手法による各軌跡データ間の結合結果と、真値とを結合マップにより比較することによって得られた、精度検証指標 T の値を次式に示す。

$$T = \frac{N_{True}}{N_T} * 100 = 93.7(\%) \quad \text{ただし、} N_T = 586、N_{True} = 549$$

また、本提案手法の持つ大きな新規性である、断片化歩行者動線の組合せ最適化を行わずに、結合尤度の値が大きく、且つ、結合尤度の値が、結合尤度に関する閾値 $CLThresh$ 以上である軌跡データ間から、順に結合させていった場合の結合結果と、真値とを結合マップにより比較することによって得られた、精度検証指標 T' の値を次式に示す。

$$T' = \frac{N_{True}}{N_T} * 100 = 92.7(\%) \quad \text{ただし、} N_{True} = 543$$

4.3.3. 考察

まず、4.3.2.本提案手法の精度検証結果において示したとおり、本提案手法により、全 586 本の軌跡データの 93.7%にあたる、549 本もの軌跡データの結合結果が、真値と一致したという結果は、断片化された歩行者動線の復元を試みる際に、本提案手法が十分な有効性を持つことを示す結果である。そして、93.7%という精度検証結果に加えて、そもそも本提案手法を適用した軌跡データが、非常に広域、且つ、混雑している空間の代表例である、通勤ラッシュ時の都内主要駅コンコースでの歩行者の動線計測により得られたということも、本提案手法の持つ十分な有効性を示す。図 4.9 に、本提案手法による結合結果が真値と一致した軌跡データ例を示す。

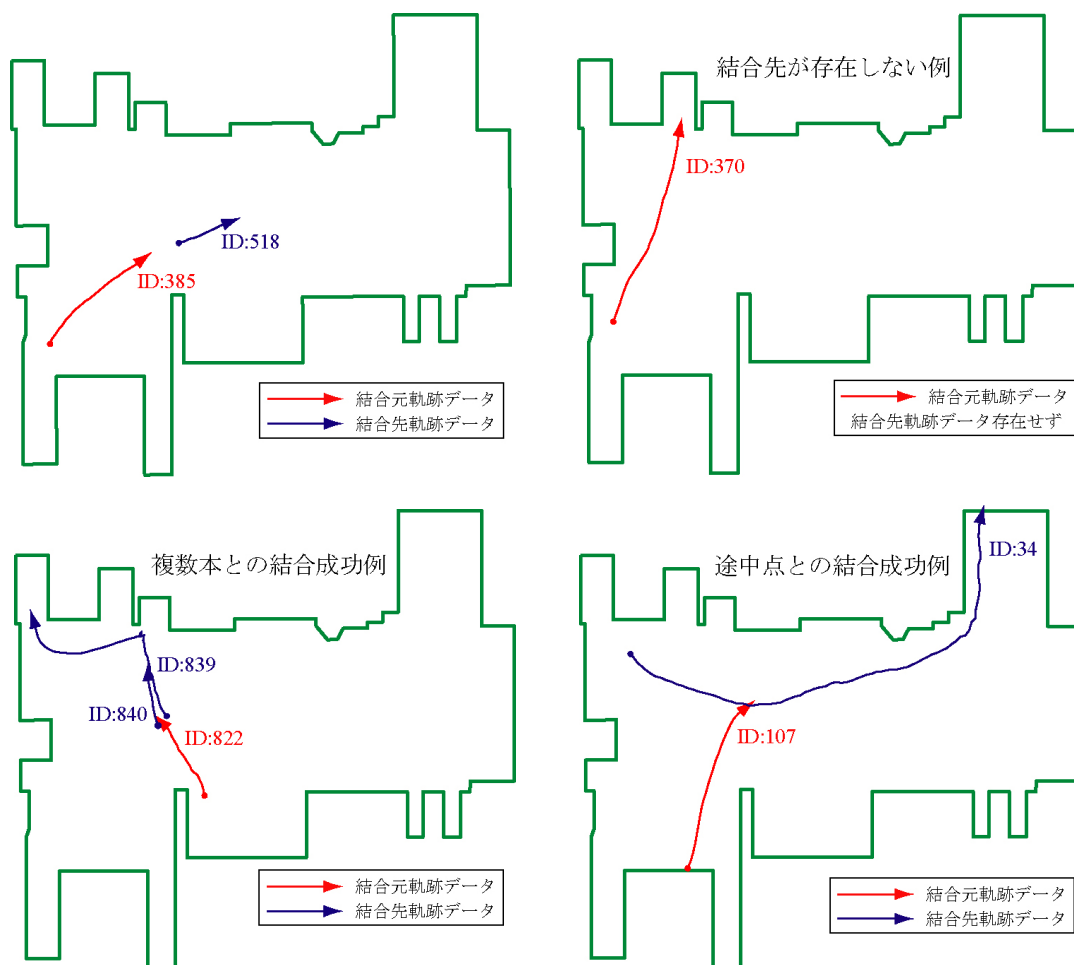


図 4.9 本提案手法による結合結果が真値と一致した軌跡データ例

図 4.9 において、左上図は、ある軌跡データの消失点と、他の軌跡データの出現点が結合する例である。右上図は、駅コンコース内に存在する出入り口、すなわち、レーザスキャナの計測範囲外へと移動し、それによって軌跡データが自然消滅した為に、結合先が存在しない例である。左下図は、前節において述べた、軌跡データのクラスタサイズという特徴量を用いることで、1本の軌跡データと、2本の軌跡データとの結合を可能にした例である。右下図も、同じく前節において述べた、軌跡データ間の最適なマッチング結果によって軌跡データを結合後、新たに作成された軌跡データのうち、消失点が図 4.7 に示した OD 領域に含まれない軌跡データを対象として、消失点の最近隣点探索を実施し、他の軌跡データの途中点と結合させた例である。この場合、軌跡データ 107 は、他のどの軌跡データとも結合せず、更に、消失点が OD 領域に含まれていなかった為に、軌跡データ 37 の途中点との結合を許可した。このように、図 4.9 に示した 4 つの例は、本研究において提案した、レーザスキャナベースでの同一性評価、及び、断片化歩行者動線の組合せ最適化の両者を用いて、断片化歩行者動線の復元を試みるという手法だけでなく、本ケーススタディにおいて、前述した手法に追加した、前処理、及び、後処理についての有効性をも示す例である。

加えて、組合せ最適化を行なった場合の精度検証指標 T と、組合せ最適化を行なわなかった場合の精度検証指標 T' の値を比較することにより、本提案手法の持つ大きな新規性の一つである、最適化概念の導入による有効性を確認することができる。

一方、全 586 本の軌跡データの 6.3%にあたる、37 本の軌跡データについては、本提案手法による結合結果が、真値と一致しなかった。そして、本提案手法による結合結果が真値と一致しなかった要因は複数存在するが、同一の要因によって、本提案手法による結合結果が、真値と一致しなかった事例が複数存在する。以下では、真値と一致しなかった事例を整理し、各事例における結合失敗要因について述べる。

まず、1 つ目の事例は、1 本の軌跡データが、3 本の軌跡データと結合する必要性が存在する事例である。次頁図 4.10 に、1 本の軌跡データが、3 本の軌跡デ

ータと結合する事例を示す。

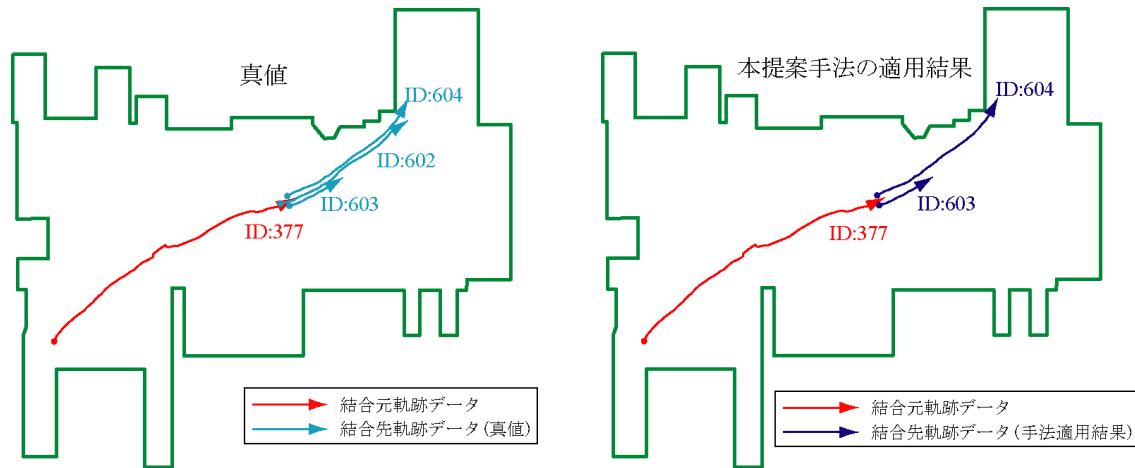


図 4.10 1本の軌跡データと3本の軌跡データとの結合

本ケーススタディにおいては、前節で述べたように、前処理の段階において、各軌跡データの各フレームにおけるクラスタサイズの平均、及び、各軌跡データの消失点におけるクラスタサイズより、1本の軌跡データに含まれる人数を推定し、一定の条件を満たす場合には、1本の軌跡データに含まれる人数は、全て2人と推定し、重み付き2部グラフにおいて対応する辺の容量を2と設定した。よって、1本の軌跡データに含まれる人数が3人である場合には、重み付き2部グラフにおいて、対応する辺の容量を3と設定する必要があるにもかかわらず、2と設定していることが、真値と一致しなかった要因であり、2と設定している以上、本ケーススタディでは、3本の軌跡データ全てと結合させることは不可能である。実際図4.10において、軌跡データ377に対して、真値である3本の結合先軌跡データ602、603、604のうち、本提案手法による結合結果においても、2本の軌跡データ603、604との結合には成功している。

1本の軌跡データが3本の軌跡データと結合するという事例において、真値と一致させる為には、1本の軌跡データに含まれる人数が3人であると把握することが必要となるが、本ケーススタディにおいて用いたクラスタサイズでは、1本の軌跡データに含まれる人数が2人であるか3人であるかということまでをも推定するのは困難である。次頁図4.11に、1本の軌跡データに含まれる人数が2人、3人である場合それぞれのクラスタサイズを示す。

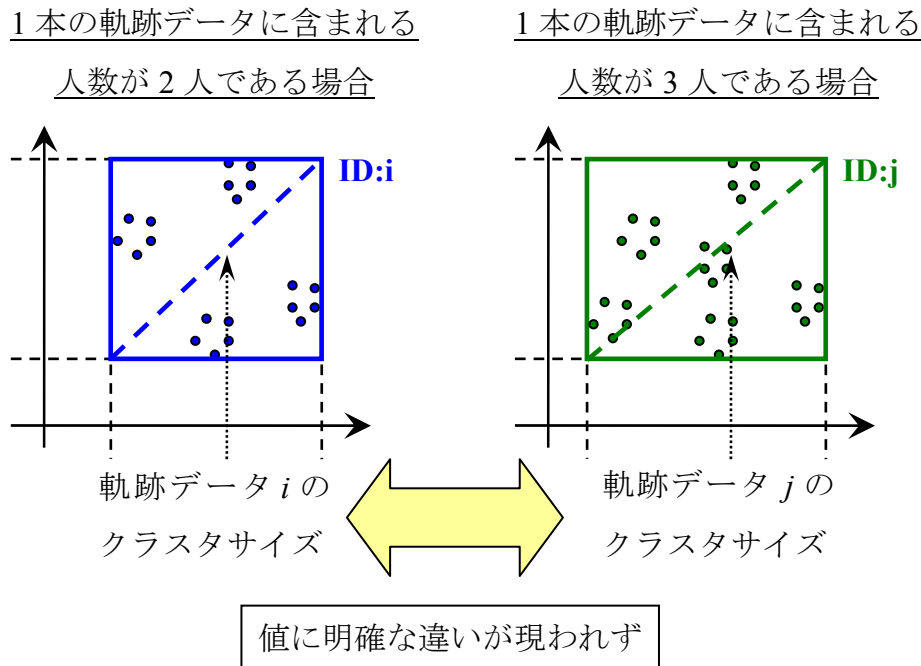


図 4.11 1本の軌跡データに含まれる人数が2人、3人である場合の
クラスタサイズ

軌跡データに含まれる人数が1人であるか、或いは、2人であるかという場合には、クラスタサイズが約2倍に膨張するという明確な違いが現われるのだが、図 4.11 から分かる通り、1本の軌跡データに含まれる人数が2人であるか、或いは、3人であるかという場合には、クラスタサイズに着目したとしても、明確な違いが存在していない。故に、本ケーススタディにおいて用いたクラスタサイズは、1本の軌跡データに含まれる人数が1人であるか、或いは、2人以上であるかを判断する際には有効な指標であるが、1本の軌跡データに含まれる人数が2人以上である場合に、その人数を正確に推定することは困難であると言える。しかし、1本の軌跡データに含まれる人数が3人以上になることは極めて稀な事例である為に、大抵の場合には、2人と推定して処理することで問題ない。

2つ目の事例は、途中点と結合する必要性のある軌跡データの消失点が、OD領域に含まれている為に、消失点の最近隣点探索が行なわれず、それによって、真値である他の軌跡データの途中点との結合がなされなかった事例である。次頁図 4.12 に、途中点との結合がなされなかった事例を示す。

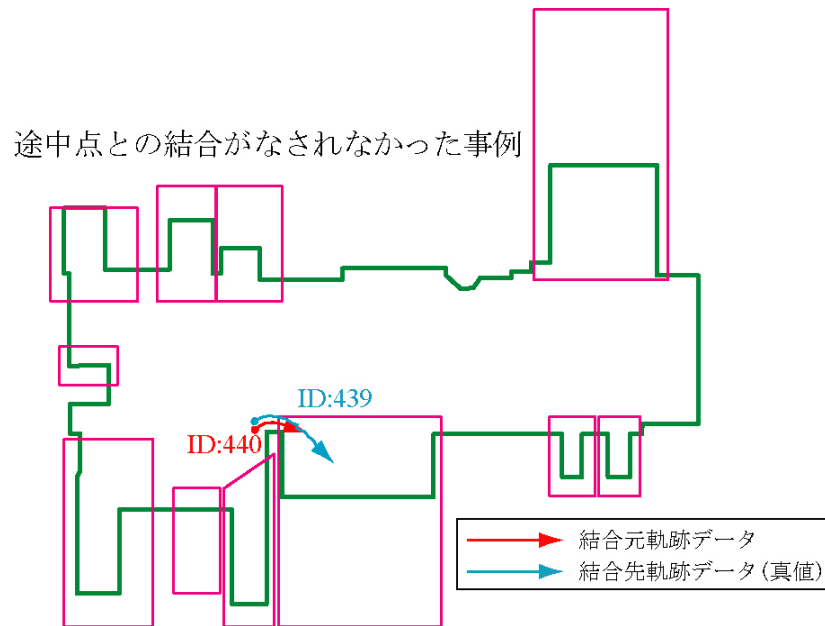


図 4.12 途中点との結合がなされなかった事例

図 4.12 においては、軌跡データ 440 の消失点と、軌跡データ 439 の途中点とが結合しなくてはならないのだが、軌跡データ 440 の消失点が、OD 領域に含まれている為に、消失点の最近隣点探索がなされず、軌跡データ 439 の途中点との結合に失敗した。そして、結合に失敗した要因としては、消失点が OD 領域に含まれる場合には、消失点と途中点との結合を許可しないという、消失点の最近隣点探索を実行する際の条件設定が挙げられる。しかし、消失点が OD 領域に含まれている場合にも最近隣点探索を実行し、他の軌跡データの途中点との結合を許可した場合には、誤って途中点と結合されてしまう軌跡データが多く存在した。これは、歩行者がコンコース内に存在する出入り口へと移動し、動線の計測が終了したことで、消失点が OD 領域に含まれるという一般的な事象までも、他の軌跡データの途中点との結合を許可する際の条件設定に加えることによる弊害を表す。

また、この事例では、結合には確かに失敗しているが、軌跡データ 440 の消失点が含まれる OD 領域が把握できていることより、ID:440 が割り振られた歩行者が、どの OD 領域から、どの OD 領域へと移動したかという点に着目すると、真値と本提案手法による結合結果は一致する。

3 つ目の事例は、ある 2 本の軌跡データに対して、真値と本提案手法による結

合結果が入れ替わってしまった事例である。図 4.13 に、真値と本提案手法による結合結果が入れ替わってしまった事例を示す。

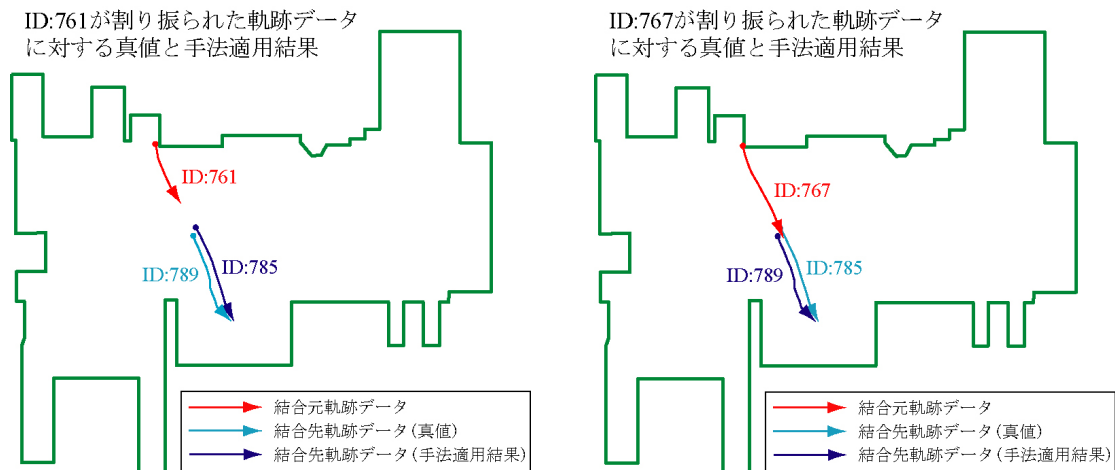


図 4.13 真値と本提案手法による結合結果が入れ替わってしまった事例

図 4.13 では、軌跡データ 761、軌跡データ 767 それぞれに対する、真値と本提案手法による結合結果とが入れ替わっていることが確認できる。このように、ある 2 本の軌跡データに対して、真値と本提案手法による結合結果が入れ替わってしまう事例の、明確な要因を特定することは難しい。考えられる要因としては、結合尤度の定義が挙げられるが、新たに結合尤度を定義しなおしたとしても、結合尤度の総和が最大となる最適なマッチングを発見する為に、そのマッチング結果において、真値と本提案手法による結合結果が入れ替わってしまう事例が存在する可能性も十分存在する。故に、結合尤度の定義を明確な要因であると断言することは不可能である。では、組合せ最適化を行なうことが要因であるという考え方もできるが、最適化概念を導入したことによる効果は、精度検証指標 T と T' の値の比較より明らかであり、こちらに関しても、明確な要因だと断言することは不可能である。

しかし、真値と本提案手法による結合結果が一致していなくとも、先程の事例と同様に、この 2 人の歩行者が、どの OD 領域から、どの OD 領域へと移動したかという点に着目すると、真値と本提案手法による結合結果は一致する。このように、たとえ真値と本提案手法による結合結果が一致していなくとも、本

提案手法による結合結果に十分な妥当性が存在するという事は、結合尤度の総和が最大となる、ある意味では、全体としての妥当性が最大となると解釈可能な、最適なマッチングを発見するという、断片化歩行者動線の組合せ最適化による恩恵であると考えられる。

また、真値と本提案手法による結合結果が一致はしているが、歩行者動線の復元が困難な事例として、ある軌跡データに関して、途中点との結合と、複数本への結合の両者が発生した事例が存在する。図 4.14 に、途中点との結合と、複数本への結合の両者が発生した事例を示す。

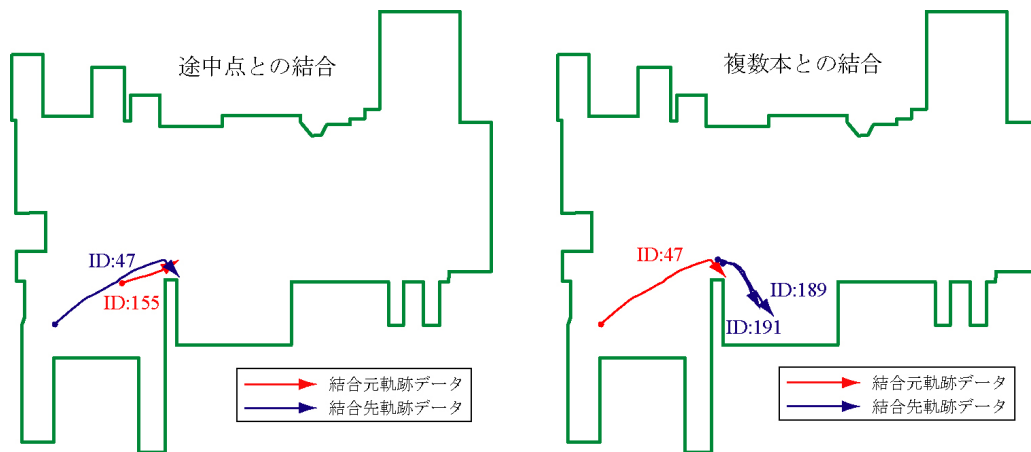


図 4.14 途中点との結合と、複数本への結合の両者が発生した事例

図 4.14 においては、軌跡データ 155 の消失点が、軌跡データ 47 の途中点と結合し、更に、軌跡データ 47 が、軌跡データ 189、及び、軌跡データ 191 と結合するという事例であり、これは真値と一致している。しかし、ID:47 が割り振られた歩行者が、ID:189 の割り振られた歩行者と同一歩行者なのか、或いは、ID:191 の割り振られた歩行者と同一歩行者なのかという、歩行者の同定は、レーザスキャナを用いた歩行者の動線計測、及び、レーザスキャナベースでの同一性評価では不可能であり、これはレーザスキャナというセンサの持つ限界であると言える。今回の事例では、ID:189 が割り振られた歩行者と、ID:191 が割り振られた歩行者の動線計測が終了した OD 領域が同一であった為に、2 人の歩行者が、どの OD 領域から、どの OD 領域に移動したかという点に関しては、上で述べた 2 つの事例と同様に、真値と本提案手法による結合結果は一致する。

このように、途中点との結合と、複数本への結合の両者が発生した事例での、歩行者同定における問題を解決する手段としては、イメージセンサベースでの同一性評価をも組み込むことが挙げられる。イメージセンサにより、歩行者の外観情報を用いることによって、より詳細に、歩行者の動線を復元することが可能になると考えられる。

ここで、事例2、及び、事例3において述べたように、各歩行者がどのOD領域から、どのOD領域へと移動したかという点に着目し、コンコース内の流動把握を目的とした場合には、本提案手法による結合結果より、379人の歩行者のうち、371人(97.9%)もの歩行者に関して、ODが真値と一致した。本提案手法を適用する以前には、257人(67.8%)の歩行者しか、真値と一致していなかったことより、ODが真値と一致した歩行者の割合が約30%も上昇したという結果は、本提案手法の持つ大きな有効性を示す結果であり、本提案手法により、駅コンコースにおける流動把握が可能になったことを表す。

また、4.3.2.において検討の余地があるとした、場の情報作成の為の教師データの選択についても考察を加える。4.3.2.において、教師データの選択に検討の余地があるとしたのは、教師データの選択過程に、十分な根拠が無かった為である。ここで、選択される教師データというのは、消失した歩行者に見立てたパーティクルの位置更新に用いられるので、断片化歩行者動線を復元したい時間帯における、歩行者の移動特性と、選択される教師データの時間帯における、歩行者の移動特性は、類似していることが望ましい。よって、十分に根拠のある教師データの選択を行なう為には、刻一刻と変化する、駅コンコースにおける歩行者の移動特性を、隠れマルコフモデル等を用いてモデル化する必要がある。モデル化が可能となれば、断片化歩行者動線を復元したい時間帯における歩行者の移動特性の把握と、前述した時間帯と歩行者の移動特性が類似する時間帯の発見が可能となり、同時に、十分な根拠を持って、教師データを選択することも可能となる。

5. 結論

5.1. まとめ

本研究では、障害物による遮蔽等の要因によって、動線計測に失敗し、断片化されてしまった歩行者動線を対象として、断片化歩行者動線間の同一性評価、及び、断片化歩行者動線の組合せ最適化を用いて、断片化歩行者動線の復元を試みる手法の提案を行なった。加えて、本提案手法は、あらゆるセンサによって計測される断片化歩行者動線、そして、あらゆる空間において計測される断片化歩行者動線に対して適用可能である、非常に汎用性の高い手法となることを目標とした。

断片化歩行者動線間の同一性評価では、異なる ID が割り振られた軌跡データが、同一の歩行者のものであるとみなし、それらを結合させることに対する尤度を表す、結合尤度の定義を行なった。レーザスキャナベースでの同一性評価では、動線計測に失敗し、歩行者が消失した地点より、消失した歩行者を代替した複数個のパーティクルを発生、散布させ、予め保持している、各地点における歩行者の移動特性に応じて移動させたパーティクルの存在確率密度により、結合尤度を定義した。レーザスキャナベースでの同一性評価がなされた既存研究は存在しないことより、これは本研究の持つ大きな新規性の一つである。イメージセンサベースでの同一性評価では、画像解析の分野において、画像間の類似性評価指標として代表的であり、2つの色空間ヒストグラム間の距離を求める尺度である、**Bhattacharyya** 距離により、結合尤度を定義した。また、レーザスキャナベース、及び、イメージセンサベースでの同一性評価の双方について述べたことは、本提案手法の汎用性を高めたことになる。

断片化歩行者動線の組合せ最適化では、先程定義した結合尤度の総和が最大となる、軌跡データ間の最適なマッチングを発見する手法について述べた。本研究では、軌跡データ間の最適なマッチングを発見するという問題を、グラフ理論における、重み付き2部グラフの最小重みマッチング問題へと置き換えることで、軌跡データ間の最適なマッチングの発見を可能にした。加えて、重み

付き2部グラフの最小重みマッチング問題へと置き換えることは、複数人が1人の歩行者として認識される場合に生じる弊害の解決や、動線を計測した人数の推定が可能になる等の恩恵をもたらす。また、歩行者の動線を復元する際に、最適化という概念を導入した既存研究は存在しないことより、こちらに関しても本研究の持つ大きな新規性の一つである。

次に、通勤ラッシュ時の都内主要駅コンコースにおいて、レーザスキャナを用いた歩行者の動線計測実験を実施し、実験により得られた軌跡データに対して、断片化歩行者動線間の同一性評価、及び、断片化歩行者動線の組合せ最適化の両者を用いた本提案手法に、1本の軌跡データに含まれる人数を推定する為の前処理、他の軌跡データの途中点との結合を許可する為の後処理を追加した、断片化歩行者動線復元手法を適用し、手法の精度検証を行なった。精度検証結果では、93.7%もの軌跡データに関して、真値と本手法による結合結果が一致し、また、97.9%もの歩行者に関して、ODが真値と一致した。この結果は、本提案手法の有効性を示す結果であり、同時に、本提案手法によって、通勤ラッシュ時の駅コンコースにおける歩行者の流動把握が可能になったことを表す。

5.2. 課題と今後の方向性

まず、1つ目の課題としては、イメージセンサベースでの同一性評価を実行していないことが挙げられる。確かに本研究では、2.2.イメージセンサベースでの同一性評価において、Bhattacharyya 距離について述べており、Bhattacharyya 距離を考慮する形で結合尤度を定義し、断片化歩行者動線の組合せ最適化を実行することは、理論上可能ではあるが、本提案手法が非常に高い汎用性を有しているべきであるという観点から本研究を捉えたと、物足りなさを覚えてしまうのも事実である。よって、イメージセンサベースでの同一性評価を用いたケーススタディを実施し、本提案手法の精度検証を行なうことで、本提案手法の有効性だけでなく、汎用性の高さをも証明したい。

次に、2つ目の課題として、各動線計測アルゴリズムに応じた前処理、及び、後処理の体系化を挙げることができる。本ケーススタディでは、時空間に関す

るクラスタリングによる動線計測アルゴリズムを用いて得られた軌跡データを対象とした場合の、1本の軌跡データに含まれる人数を推定する為の前処理、及び、他の軌跡データの途中点との結合を許可する為の後処理について述べた。しかし、動線計測アルゴリズムは様々なものが存在している為に、本ケーススタディで用いた前処理、及び、後処理が、全ての動線計測アルゴリズムに対しても適用可能という訳ではなく、各動線計測アルゴリズムに対して、前処理、及び、後処理の具体的内容も異なるものになる。つまり、前処理、及び、後処理の体系化を行なう必要性が存在する。よって、各動線計測アルゴリズムを使用して得られる軌跡データを分析し、どのような前処理により、1本の軌跡データに含まれる人数の推定が可能になるか、そして、本ケーススタディで生じた、他の軌跡データの途中点との結合を行なう事例のように、本提案手法では歩行者動線を復元することが不可能な事例が存在するか、存在する場合には、どのような後処理を行えばよいかを整理し、本提案手法を、あらゆる動線計測アルゴリズムにおいて得られる断片化歩行者動線に対しても適用可能である手法へと改良したい。

最後に、3つ目の課題として、レーザスキャナベースでの同一性評価、及び、イメージセンサベースでの同一性評価が、断片化歩行者動線の復元を試みる際に、十分な効果を発揮する状況、又は、効果を発揮せず、断片化歩行者動線の復元が困難な状況の整理が挙げられる。こちらは2章において、レーザスキャナベースでの同一性評価は、歩行者の流動が存在する状況において十分な効果を発揮し、イメージセンサベースでの同一性評価は、歩行者間のインタラクションが存在する状況において十分な効果を発揮するということを述べたのだが、世の中には、歩行者の流動が存在する状況と歩行者間のインタラクションが存在する状況という、2種類の状況のみが存在しているわけではなく、また、歩行者の流動と歩行者間のインタラクションの両者が存在しているような状況も考えられる。よって、歩行者の動線計測を行なうニーズが高い状況を複数挙げ、各状況が持つ特性を理解し、レーザスキャナベースでの同一性評価が十分な効果を発揮するのか、或いは、イメージセンサベースでの同一性評価が十分な効果を発揮するのか、それとも、両者を組み合わせた手法が十分な効果を発揮するのかを、把握していきたい。

参考文献

- [1] Y. Yanagisawa, J. Akahani and T. Satoh, “Shape-based Similarity Query for Trajectory of Mobile Objects”, In Proc. of the 4th International Conference on Mobile Data Management, pp.63-77, 2003.
- [2] K. Katsuda, Y. Yanagisawa and T. Satoh, “A Pattern-based Predictive Indexing Method for Distributed Trajectory Database”, In Proc. of the International Conference on Information Networking, pp.745-754, 2005.
- [3] D. Markis and T.Ellis, “Learning Semantic Scene Models from Observing Activity in Visual Surveillance”, IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part B, vol.35, pp.397-408, 2005.
- [4] 大桃諭, 陳漢雄, 古瀬一隆, 大保信夫, “Adaptive Time Warping”, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.103, pp.235-240, 2003.
- [5] J. Hao, F.Sidney and J. L. James, “A Linear Programming Approach for Multiple Object Tracking”, Computer Vision and Pattern Recognition 2007, pp.1-8, 2007.
- [6] J. Berclaz, F. Fleuret and P. Fua, “Robust People Tracking with Global Trajectory Optimization”, Computer Vision and Pattern Recognition 2006, vol.1, pp.744-750, 2006.
- [7] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, “レーザスキャナと画像センサの融合による歩行者追跡”, 第 12 回画像センシングシンポジウム, CD-ROM 予稿集, 2006.
- [8] 土岐高弘, 山下良久, 内山久雄, 関口岳史, “複数台ビデオカメラを用いた歩行者動線の接合手法”, 学生フォーラム発表論文集 2006, vol.8, pp.147-150, 2006.

-
- [9] G. J. G. Upton and B. Fingleton, "Categorical and Directional Data, Volume 2, Spatial Data Analysis by Example", John Wiley and Sons Inc, pp.207-232, 1989.
- [10] 麻生英樹, 津田宏治, 村田昇, "パターン認識と学習の統計学 新しい概念と手法", 岩波書店, pp.41-43, 2003.
- [11] 高橋弘樹, 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, "レーザスキャナと画像センサの融合による人物同定", 第 13 回画像センシングシンポジウム, CD-ROM 予稿集, 2007.
- [12] 池亀幸久, 平野真, 玉木徹, 山本正信, "視野重複のないマルチカメラを用いた人物の確率的歩行経路推定", 電子情報通信学会技術研究報告. NLC, 言語理解とコミュニケーション, vol.104, pp.43-48, 2004.
- [13] 赤塚久哉, 高橋友和, 井出一郎, 村瀬洋, "不連続な撮影領域間の人物軌跡の対応付けに関する検討", 電子情報通信学会総合大会講演論文集, p.198, 2006.
- [14] B. Korte, J. Vygen 著, 浅野孝夫, 平田富夫, 小野孝男, 浅野泰仁訳, "組合せ最適化 理論とアルゴリズム", シュプリンガー・フェアラーク東京, pp.222-223, 2005.
- [15] 帷子京市郎, 柴崎亮介, "レーザスキャナを用いた群集の流動抽出手法の開発および空調制御システムへの応用", 東京大学大学院 新領域創成科学研究科 修士論文, August 2006.
- [16] T. Zhao and R. Nevatia, "Tracking multiple humans in complex situations", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.26, no.9, pp.1208-1221, 2004.

- [17] 中村克行，趙卉菁，柴崎亮介，坂本圭司，大鋸朋生，鈴川尚毅，“マルチレーザスキャナを用いた歩行者の抽出”，第 10 回画像センシングシンポジウム講演論文集，pp409-414, 2004.

謝辞

多くの方々にサポートしていただき、本論を完成させることができました。末尾ではありますが、ご協力・ご支援を頂いた方々に厚く御礼申し上げます。

指導教官である柴崎亮介教授には、常に興味深い研究テーマの発掘と、研究を行なう過程においての的確なアドバイスをしていただき、研究に対する楽しさというものを感じながら、この2年間を過ごすことができました。また、企業との打ち合わせに参加させていただいたことで、実社会に存在するニーズの把握や、企業で働く方々との意見交換という、貴重な体験をすることができ、このような体験を通じて、研究に対する遣り甲斐を感じることもできました。今後の私の人生にとって間違いなくプラスになる、貴重な体験をする機会を与えていただけたことに対しては、感謝の気持ちと同時に、嬉しさを抱かせていただいております。

副指導教官である浅見泰司教授には、統計学的な観点から、本研究に対して様々なアドバイスをしていただき、本研究の内容をより良いものにしていただけただけでなく、私自身も、新たな知識を吸収することができたことに、大変感謝しております。

以前、柴崎研究室の准教授を勤められており、現在北京大学に在籍する趙卉菁教授には、研究や実験を楽しむという姿勢を教わり、常に笑顔を絶やさずに研究に打ち込むことの素晴らしさを学ぶことができました。また、2007年10月初旬に、北京大学へと招待していただき、北京大学の学生との共同ワークショップ、及び、共同実験をする機会を作っていただけたことは、優秀な北京大学の学生と触れ合うことによるモチベーションの刺激や、新たな友情を築くことができたことに対する、感謝の気持ちでいっぱいです。

千葉商科大学の宮田大輔専任講師には、軌跡データ間の最適なマッチングを発見するという問題を、重み付き2部グラフの最小重みマッチング問題へと置き換えるというアイデアをいただき、更に、グラフ理論の専門家として、非常に分かりやすく、且つ、勉強になるチュートリアルをしていただけたことは、本論の完成には無くてはならないサポートでした。

柴崎研究室秘書の木田ミキさん、秋枝久美子さん、高野かおるさんには、出張手続きや金銭面でのサポートをしていただき、大変感謝しております。前述したサポートにより、研究に打ち込みやすい環境というものを作っていただくことができました。

柴崎研究室助教の邵肖偉氏、研究室 OB の中村克行氏、研究室博士課程の帷子京市郎氏、研究室同期の高橋弘樹氏とは、研究室内でも特に、同じレーザチームとして打ち合わせをする機会や、実験を行なう機会が多く、研究や実験だけでなく、日常生活面でも様々な形でサポートしていただき、また、同じレーザチームとして出張に行く等、色々な場面で一緒に行動したことは、修士課程 2 年間の良き思い出となっています。特に、邵肖偉氏には、重み付き 2 部グラフの最小重みマッチングを発見する為のプログラムに関してのサポートをしていただき、中村克行氏には、レーザスキャナを用いた研究の基礎を築いていただき、帷子京市郎氏には、自身の研究もあり、ご多忙であるにも関わらず、本論全般に関してのアドバイスや複数回に渡る個人的な議論に付き合っていていただき、高橋弘樹氏には、イメージセンサベースでの同一性評価の部分について、サポートしていただいたことは、大変感謝しております。

柴崎研究室のメンバーには、研究室内の様々な行事でお世話になり、同時に、柴崎研究室のメンバーと過ごすことができたからこそ、今思い出しても笑いが込み上げてしまうような、素晴らしい思い出を幾つも作ることができたと思います。

柴崎研究室の同期である、上山智士君、長田達郎君、高橋弘樹君、田中絢子さん、宮崎浩之君には、色々な行事の準備等で一緒に行動する機会が多く、ご迷惑をお掛けしたにも関わらず、精神的な支えとなってくれる等、様々な形でサポートをしていただきました。

社会文化環境学専攻の同期の方々にも、本論を完成させるだけでなく、更に、提出する上での助言や注意事項等の形で、サポートしていただきました。

以上の方々に、もう一度厚く御礼申し上げます。誠に有り難うございました。