

多数の訪問者が滞留する展示会場における 群衆検出システムの設計開発

藤田 和久^{1,a)} 樋口 雄大^{1,b)} 廣森 聡仁^{1,c)} 山口 弘純^{1,d)} 東野 輝夫^{1,e)} 下條 真司^{2,f)}

概要：本研究では、イベント会場など通路やブースなどからなる環境において、レーザ測域スキャナ (Laser Range Scanner, LRS) を用いて通路を移動する人や展示ブースで滞留する群衆を検出するアルゴリズムを提案し、その実装を行う。従来も LRS を用いた人流検出はなされてきたものの、通路を歩行する人々やブースで滞留する人々が入り混じった複雑な環境を対象とした方法論はほとんど考案されていない。提案アルゴリズムでは、低密度の通路などでは個々人のトラッキングを実現しながら、群衆が滞留していると推定される高密度領域を LRS から得られる距離と角度の特徴量から特定する。これにより、空間全体の人密度分布やその移動を推定でき、そのような複雑な状況でも滞留解析と移動解析が同時に実現できるメリットがある。大学キャンパス内の居住ビルフロアにおいて被験者 8 名による群衆形成とその検出実験を実施し、群衆の表面形状を高精度で検出できることを示した。また、我々の研究グループは、大規模商業施設「グランフロント大阪」内の、産学の最先端技術を展示するイベントスペース「The Lab みんなで世界一研究所」において LRS を設置して長期のトラッキング実験を行なっているが、これを用いて多数の来訪者があった日時における群衆検出実験を行った。その結果、実環境でも高精度で群衆の表面形状を検出できたことを確認した。

1. はじめに

人の混雑情報はナビゲーションシステムや緊急時の群衆誘導、施設設計および動線解析によるマーケティングなど多くの活用が期待される有益な情報である。特に、大規模な商業ビル内の店舗やレストラン群、東京ビッグサイトのような大型のイベント会場におけるブース群といった、ある共有空間に存在するスペースのリアルタイムな群衆分布状況がわかれば、人気のブースやレストランなどが把握でき、人々の行動をより効率的かつ安全で充実したものにすることが可能である。

我々は、共有空間における人々の存在・行動情報、ならびにそれらの人々の気持ちや考え、感覚などを統合的に共有するための共有空間ナビゲーションプラットフォーム「ひとなび」の設計開発を行っている。ひとなびでは、リ

アルタイムな人々の位置や移動状況とそれらの人々の考えや気持ちを取得および集約し、これらの情報を共有空間地図上に統合して可視化することで、スマートフォンやタブレットなどのモバイル端末ユーザにわかりやすく提供する。人々の位置や移動状況のセンシングにはレーザ測域スキャナ (Laser Range Scanner, 以下 LRS) を複数台活用する。我々が利用している市販品のレーザ測域スキャナは、距離 30m、視野角 270 度にわたる平面上に存在する物体までの正確な距離を、赤外線レーザの反射による位相差を捉えて測定でき、文献 [7] ではこれを用いて個人の存在位置を連続的に検出し軌跡とする基本技術を提案している。しかし、一定以上の人密度で LRS の走査面を水平に設置した場合、領域内を移動する人々が互いにオクルージョンを生じるため、すべての個人の体表を完全に捉えることができず、個人トラッキングが困難となる。これに対し、LRS が捉える点群間を線分でつなぎ、群衆の大まかな表面形状を検出する方法も考えられるが、滞留する群衆に対する人の出入りや群衆内の人々の微細な移動により、その形状や人と人の間隔は時々刻々と変化し、結果として LRS が捉えられる距離と角度の情報は極めて変動が大きく不安定なデータとなる。更に、イベント会場などでは比較的低密度の通路を移動する人と、ブースなどに滞留して高密度の群衆を形成する人々が入り混じるため、データは更に変動的

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University, Japan

² 大阪大学 サイバーメディアセンター
Cybermedia Center, Osaka University, Japan

a) k-fujita@ist.osaka-u.ac.jp

b) t-higuti@ist.osaka-u.ac.jp

c) hiromori@ist.osaka-u.ac.jp

d) h-yamagu@ist.osaka-u.ac.jp

e) higashino@ist.osaka-u.ac.jp

f) shimojo@cmc.osaka-u.ac.jp

で複雑となる。したがって、そのようなデータから一定の「群衆」形状を推定することは容易でない。

本研究では、イベント会場など通路やブースなどからなる環境において、レーザ測域スキャナ (Laser Range Scanner, LRS) を用いて通路を移動する人や展示ブースで滞留する群衆を検出するアルゴリズムを提案し、その実装を行う。提案アルゴリズムでは、低密度の通路など個々人を捉えやすい箇所では個人トラッキングを実現しながら、群衆が滞留していると推定される高密度領域を LRS から得られる距離と角度の特徴量から特定する。これにより、空間全体の人密度分布やその移動を推定でき、そのような複雑な状況でも滞留解析と移動解析が同時に実現できるメリットがある。

大学キャンパス内の居住ビルフロアにおいて被験者 8 名による群衆形成とその検出実験を実施し、群衆の表面形状を高精度で検出できることを示した。また、我々の研究グループは、大規模商業施設「グランフロント大阪」内の、産学の最先端技術を展示するイベントスペース「The Lab みんなで世界一研究所」において LRS を設置して長期のトラッキング実験を行なっているが、これを用いて多数の来訪者があった日時における群衆検出実験を行った。その結果、実環境でも高精度で群衆の表面形状を検出できたことを確認した。

2. 関連研究

人流トラッキング技術としてはカメラを用いた手法が多く用いられる。一般には、カメラにより歩行者の頭部や全身を撮影し、画像処理技術を応用することで、撮影範囲に滞在する人々の位置を把握する。しかしカメラは画角や撮影距離の制限が大きく、障害物や通行者の影はカメラの見通しがきかないため、撮影範囲における人々の位置を常に把握できるわけではない。また、人々の集団を直接群衆として検出する手法も多数提案されている [2], [3], [5], [6]。これらの手法の多くは、人が多い状況においても顔や頭など特徴的な部位を観測できるよう、比較的高位置から人を撮影し、画像中の人の部位を画像認識技術により把握することで、群衆内の人数を計測するなどしている。

一方、個々の人の位置を正確に把握するために、レーザ測域スキャナを利用した手法もこれまでに多く提案されている [1], [7]。レーザ測域スキャナは赤外線レーザにより、照射された箇所までの位置を正確に把握することが可能で、赤外線レーザを人の腰の高さで照射し、各時刻に計測される距離データの差分から人の移動軌跡が得られることも示されている [1]。我々の研究グループでも、レーザ測域スキャナを利用し、共有空間における人々の存在・行動情報などを統合的に共有するナビゲーションプラットフォーム「ひとたび」を提案している [7] が、それを含め既存研究の多くは個人のトラッキングあるいは一定の人流が発生

する通路などでのトラッキングに限られており、滞留する群衆と移動する人々が入り混じったイベント会場のような複雑な環境を対象としていないのが現状である。

レーザ測域スキャナでは、計測データはシンプルな距離データとして出力されるため扱いやすく、プライバシー保護の観点からも優れている。一方で、長い検知距離のメリットを空間的に活かすためには、検出面は地面と並行であることが望ましい。しかしこれによりカメラ以上にオクルージョンが発生する恐れがある。そのような環境で群衆を検出するためには、カメラにおけるオクルージョン対策とは異なり、1 台あたり 1 スキャンで 1080 個の距離データ系列を生成する LRS から 40Hz 周期で出力される大量のデータ系列から、群衆形状をマイニングする必要がある。このような点がカメラベースの手法と大きく異なる。

3. システム設計

本章では、腰の高さの位置に地面に水平に設置した複数の LRS を用いて、低密度で移動する人びとをトラッキングすると共に、高密度で滞留する人びと (群衆) の表面形状を検出するアルゴリズムについて説明する。提案するアルゴリズムは大きく分けて、(1) 人検出フェーズ、(2) 軌跡連結フェーズ、(3) 群衆検出フェーズの 3 つのフェーズから構成される。(1) 人検出フェーズでは、各観測フレームにおいて、各スキャナからの測距情報から領域内に存在する歩行者の存在を把握する。この時、オクルージョンにより LRS から見えなくなった歩行者は検出できないため、次の (2) 軌跡連結フェーズでは、一定期間内の観測フレームで得られた歩行者位置を重ねあわせることで、オクルージョンに対するロバスト性を確保しながら各歩行者の移動軌跡を得る。多くの場合は、この二つ処理によって歩行者の移動軌跡を推定できるが、高密度の歩行者群に対しては、その表面に位置する歩行者の存在しか把握することができない。そこで、最後の (3) 群衆検出フェーズにおいて、高密度の歩行者群を群衆として扱い、その群衆が位置する存在エリアを特定する。このように、本手法は、個別の歩行者と群衆の存在位置を同一の枠組みで導出することから、混雑具合に関わらず、人の存在を把握できる手法である。

3.1 人検出フェーズ

人検出フェーズでは、各 LRS から得られる同一時刻の測距結果を統合し、領域内に存在する歩行者の位置を導出する。ある時刻フレーム t における人検出の流れを図 1 に示す。LRS s を中心とした平面座標系における、レーザの照射先にある物体の位置は、計測点 $(x, y) = (r \cos(\theta), r \sin(\theta))$ で表される。時刻 t において LRS s が得た計測点の集合を $O_{s,t}$ で表すこととする。ここで θ, r は LRS からの照射角度および物体までの検出距離を表す。計測点は、静止物体上の計測点 (背景計測点) と、人の体表の計測点 (体表

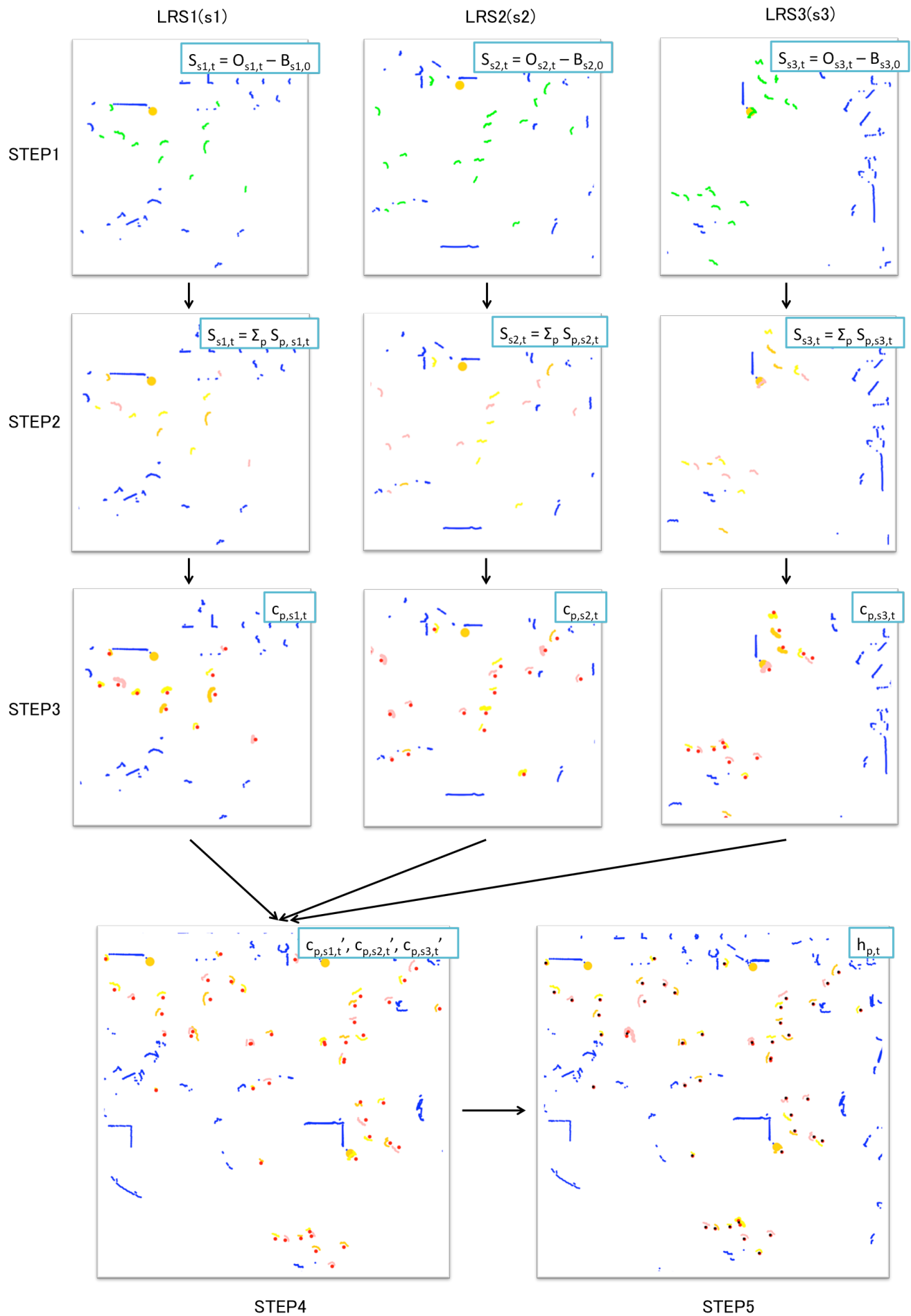


図 1: 人検出の流れ



図 2: 複数の LRS から観測したある歩行者の輪郭

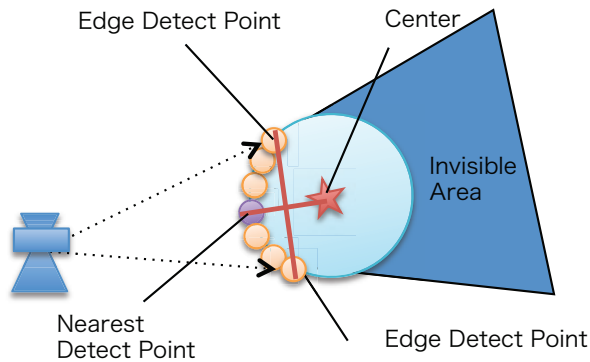


図 3: 輪郭と体中心想定点

計測点) に 2 つに分けられる．事前に無人状態 (時刻 0) において背景計測点の集合 $B_{s,0}$ を計測しておき，得られた計測点の集合 $O_{s,t}$ から背景計測点の集合を除くことで，体表計測点の集合 $S_{s,t} = O_{s,t} - B_{s,0}$ を取得することが出来る (図 1 STEP1) ．

次に，体表計測点の集合 $S_{s,t}$ を歩行者毎に分類する．LRS は，測定範囲角度内で，ステップ角 $\delta\theta$ 毎で距離を計測するが，隣り合う角 $\theta, \theta + \delta\theta$ で得られる距離 $r(\theta)$ および $r(\theta + \delta\theta)$ の関係を考える．角 θ および角 $\theta + \delta\theta$ 方向に同一の物体が存在する場合，それぞれ得られる測定距離 $r(\theta)$, $r(\theta + \delta\theta)$ は近い値になることが予想されるため，これらの測定距離の差が一定閾値以下である体表計測点をつなぎ合わせることで，同一歩行者の体表計測点の集合を取得できる．時刻 t において，LRS s が観測した歩行者 p の体表計測点の集合を，輪郭 $S_{p,s,t}$ と表すこととし，また，時刻 t においてスキャナ s が観測できた部分集合を $P_{s,t}$ とする (図 1 STEP2) ．

各 LRS は独立に観測を行うため，同一歩行者が複数のスキャナに捉えられることも多い．複数の LRS が同一の歩行者を観測する際，LRS と歩行者の位置関係によっては歩行者の体を別方向から観測することから，図 2 に示されるように，各 LRS で得られる輪郭は異なり，複数の輪郭が同じ歩行者のものか否かの判断は容易でない．そこで，人検出フェイズにおいては，各輪郭から人の中心点を算出し，中心点の位置で同一の歩行者であるかを判定する．図 3 のように，輪郭の両端点を結ぶ線分に対し，スキャナに最も近い体表検出点 n からその線分への垂直線上にあり， n から人の体の半径分離れたところに体の中心点があると

想定する．輪郭 $S_{p,s,t}$ に対応する中心点 $c_{p,s,t}$ とする (図 1 STEP3) ．

最後に，中心点に基づき，各 LRS の観測結果を統合し，歩行者の存在位置を導出する．LRS から得られた輪郭が体側面，体前面 (あるいは後面) いずれかであるかは判定することは困難であることから，中心点は必ずしも正確な位置を示しているわけではない．そこで，各 LRS から得られた各輪郭の中心点 $c_{p,s,t}$ を距離に基づきクラスタリングすることで，同一歩行者の複数の中心点を単一化する．その際，各 LRS s で得られた中心点 $c_{p,s,t}$ は，LRS s を中心とした平面座標系であるため，これを LRS が通る平面に水平な世界平面座標系 (基準平面座標系と呼ぶ) での中心点 $c'_{p,s,t}$ に変換する (図 1 STEP 4) ．各 LRS より得られた中心点 $c'_{p,s,t}$ を，ある距離以下の点同士がクラスタとなるよう，Ward 法によりクラスタリングする．各クラスタはある歩行者の中心点とみなせることから，それらの重心を歩行者 p の存在位置 $h_{p,t}$ とする．こうして，時刻 t において全てのスキャナを統合して検出できた歩行者の集合 $P_t = \sum_s P_{s,t}$ と，各歩行者の存在位置 $h_{p,t}$ を得ることができる (図 1 STEP 5) ．

3.2 軌跡連結フェーズ

軌跡連結フェーズでは，時刻フレーム t で得られた各歩行者 p_t の存在位置 $h_{p,t}$ を， t の経過に伴い，存在位置を連結していくことで各歩行者の移動軌跡を導出する．

時刻フレーム $t, t + \delta$ のどちらにも，ある歩行者が存在する場合，その存在位置を連結することは， p_t と $p_{t+\delta t}$ の対応関係を明らかにすることと同じである．人の歩行速度は最速でも 1.5m/s 程度であることから， $h_{p,t}$ と $h_{p_{t+\delta t}}$ の距離の最大値 δm は $\delta m = 1.5 * \delta t$ となる．一方，別の歩行者 p' との位置関係を考えた時， $h_{p,t}$ と $h_{p',t}$ は少なくとも人の体一つ分 (約 50cm) 離れており，この値は δm に対して非常に大きい．よって， $h_{p,t}$ と $h_{p_{t+\delta t}}$ 間の距離が最も近くなるような p_t と $p_{t+\delta t}$ の組合せを探すことで，ある歩行者の移動軌跡を連結することができる．また， δm 以内に対応する $p_{t+\delta t}$ を持たない p_t は，領域から退出した歩行者，対応する p_t を持たない $p_{t+\delta t}$ は領域に進入した歩行者と捉えることができる．

しかしながら，実際には，オクルージョンによって LRS により観測されなかった一部の歩行者は P_t として把握されていないため，上記の単純なアルゴリズムでは，多くの移動軌跡が途中で途切れてしまう．そこで，時刻 t と $t + \delta t$ の二つのフレームのみからではなく，それ以前のフレームの存在位置を利用することで，オクルージョンによって一時的に観測されなかった歩行者の移動軌跡を連結する．このアルゴリズムでは，一定時間 w 前から t まで得られた存在位置を一つの仮想平面に重畳する．ここで w は，領域内の全ての歩行者が時間 w の間のいずれかのフレーム

で観測されることが期待できるような最小の値として設定する．従って，この仮想平面上には，全ての歩行者について時刻 $t - w$ から t の間で得られた少なくとも一つ以上の存在位置が含まれていることから，各歩行者について，これらを結びつけることができれば，移動軌跡を導出できると期待される．まず，時刻 $t - w$ から t の存在位置に対し，各フレーム間での存在位置の対応を明らかにするために， δm を閾値に設定した最短距離法クラスタリングを行う．これにより得られたクラスターのうち，時刻 $t - w$ から t までの全ての存在位置が含まれているクラスターは，その時間中継続して観測された歩行者のものであり，その存在位置を連結することで，移動軌跡を得ることができる．一方，最新の存在位置 h_n の時刻フレーム t_n が t ではないクラスター（後方断絶クラスター）は，領域から出た歩行者か，オクルージョンによって一時的に観測できない歩行者のいずれかであると考えられる．同様に，最古の存在位置 h_o の時間フレーム t_o が時刻フレーム $t - w$ ではないクラスター（前方断絶クラスター）は，領域に入った歩行者か，オクルージョンが解消され観測されるようになった歩行者のいずれかであると考えられる．後方断絶クラスターと前方断絶クラスターのうち， h_n と h_o との距離が $\frac{(t_o - t_n)}{\delta t} * \delta m$ より小さい組がある場合には，これらは一時的なオクルージョンによって分断された同一の歩行者の軌跡の一部であると考えられ，これらの移動軌跡を連結する．これ以外の後方断絶クラスターは領域から退出した歩行者の移動軌跡，また，前方断絶クラスターは領域に進入した歩行者の移動軌跡として扱うものとする．そのため， w が小さすぎると，時間内にオクルージョン状態が解除されずに見逃してしまう歩行者が生じ， w が大きすぎると重畳した仮想空間で同一の場所に複数の歩行者が生じることとなる．なお，人間の歩行速度は遅くても約 0.8m/s に対して，体の大きさは直径 50cm 程度であることから， w は 0.5 秒から 1 秒程度に設定するのが望ましい．

3.3 群衆検出フェーズ

群衆検出フェーズでは，高密度で滞在する群衆を，その存在エリアと構成する人数として推定する．センサの性質上，LRS は群衆の表面として滞在する人（これを群衆の外縁歩行者と呼ぶ）は詳細に把握することができるが，群衆内の人は必ずしも把握できないため，群衆エリアは，図 4 に示すように，LRS の観測領域のうち，群衆の外縁歩行者を，外縁歩行者の体表計測点から背景計測点の間のエリアと定義する．この図からもわかるように，各 LRS により観測された非群衆エリアの和集合は少なくとも一つの LRS から観測可能なエリアであり，それ以外のエリアには群衆が存在する，もしくは群衆から遮られることで観測が困難な領域であることがわかる．

LRS の計測結果から群衆の存在エリアを求めるにあつ

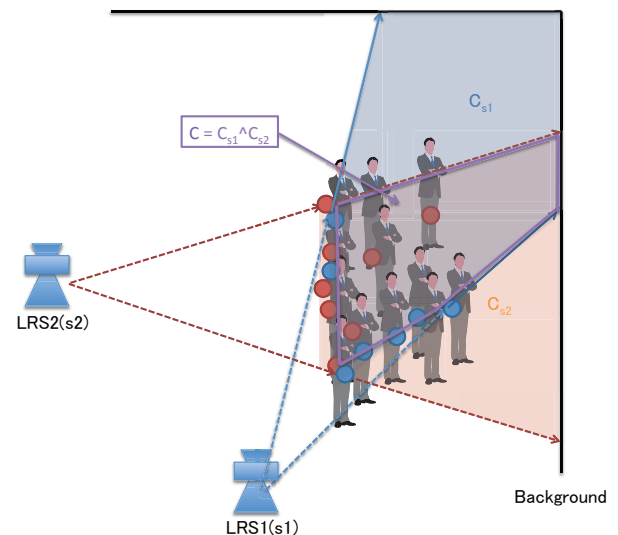
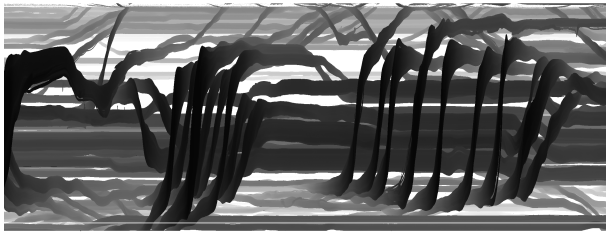


図 4: 群衆エリア

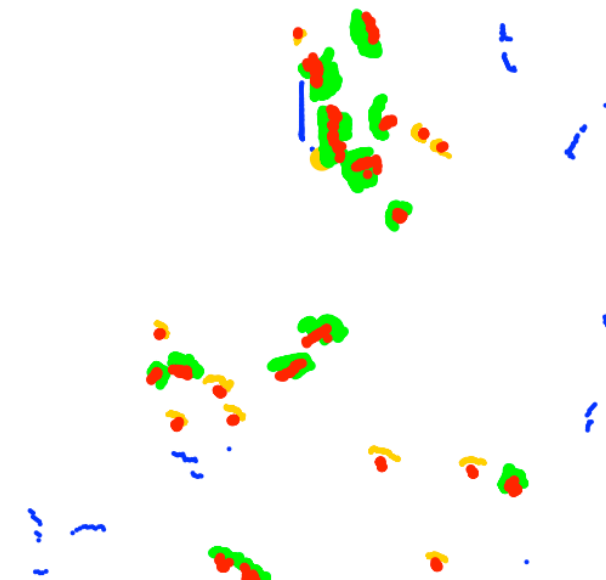
て，まず，外縁歩行者の存在を把握する．図 5 は，多数の人が集まったイベント会場において，ブース間の移動を行う移動性の高い歩行者と，ブースの見学をする移動性の低い歩行者が混在する領域を，LRS により一分程度計測した結果を示している．図 5(a) の横軸は観測時刻，縦軸はレーザー光の照射角度を示し，計測距離は濃淡で表されている．黒い色は近距离に歩行者が存在していることを表す一方，白い色はなにも観測できなかったことを表している．この図に示されるように，横の直線が複数観測されることから，移動性の低い歩行者群が存在することだけでなく，上下を貫く線も見られることから，その手前を移動する歩行者が複数人存在していることがわかる．図 5(b) の青い色で示されるように，高い移動性を持つ歩行者は，軌跡連結フェーズで把握されることが図 5(c) は，観測結果を基準座標平面上で見た様子を示し，緑色が移動性の高い歩行者，オレンジ色が移動性の低い歩行者を示す．LRS の計測結果を，移動性の高い歩行者の体表計測点（高移動体表計測点と呼ぶ），移動性の低い歩行者の体表計測点（低移動体表計測点と呼ぶ），背景計測点のいずれかに分類できる．このことから，群衆内の外縁歩行者の存在は，移動性の高い歩行者が存在していない期間において，低移動体表計測点として把握することができる．ある照射角度のレーザー光の計測について，低移動体表計測点を観測した回数を N_s ，背景計測点を観測した回数を N_b としたとき，レーザー光透過率を $p_t = \frac{N_b}{N_s + N_b}$ として表し，このレーザー光透過率が著しく低い場合（その閾値を ϵ とする），群衆の外縁歩行者が存在するものとする．次に，群衆の存在エリアを把握するため，各照射角度で，低移動体表計測点を観測したときの平均距離を求めることで，群衆の外縁歩行者までの距離を求める．レーザー光透過率及び平均距離を求める際には，計算量を軽減しつつも群衆の存在位置に大きな変化があった時速やかに追従できるように，指数移動平均法を用



(a) ブース前における各レーザー光の到達距離の変化



(b) ブース前における各レーザー光の到達距離の変化 (移動性の高低で歩行者を区別)



(c) 基準座標平面上で見たブース前の歩行者の存在位置

図 5: 人口密度が高く移動性の混在する空間 (イベント会場ブース前) の観測結果

いており、それぞれ平滑化係数 $\alpha_{transparent}$, $\alpha_{distance}$ によって群衆の生成と消滅に対する時間的な感度を変化させることができる。ここで、 $p_t < \epsilon$ を満たすレーザー光の角度範囲を抽出した時、範囲内の最大の低移動体表計測点までの平均距離と歩行者の体の幅から計算し、その角度範囲内に外縁歩行者が 2 人以上存在すると思われる場合に、この角度範囲の外縁歩行者から背景オブジェクトまでの領域を群衆の存在エリアとする。

4. 性能評価

本システムの有効性を確かめるため、大阪大学大学院情

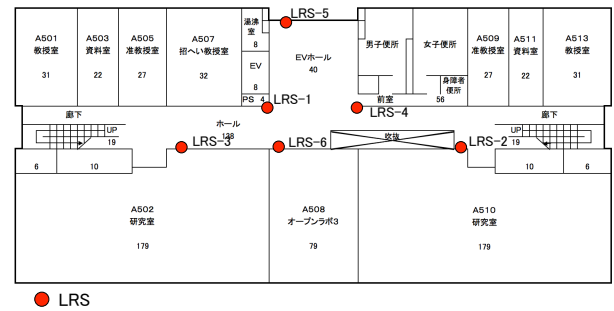


図 6: 実験環境 6 台のレーザー測域スキャナの配置

報科学研究科棟の 5 階にてレーザー測域スキャナを用いた歩行者トラッキングの評価実験を行った。

4.1 歩行者存在位置の推定精度

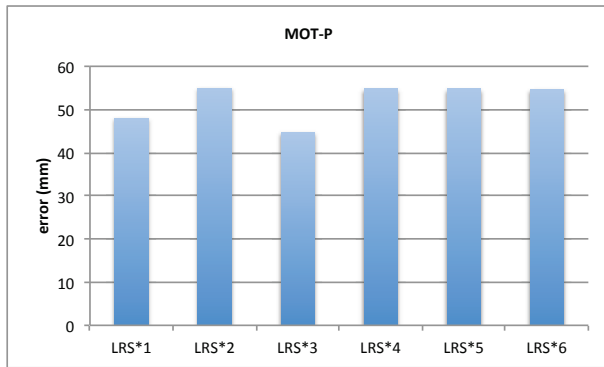
歩行者存在位置の推定精度を確かめるために、レーザー測域スキャナ 6 台を設置した空間にて歩行者トラッキングを行い、使用するレーザー測域スキャナの数 1 台から 6 台まで変化させた時の位置推定精度を評価した。図 6 は実験会場である大阪大学大学院情報科学研究科棟 5 階の見取り図であり、レーザー測域スキャナの設置位置を示している。

この中で、全てのスキャナから観測可能な真値の判明している 4 つの地点を選択し、その上に歩行者 1 人を静止させた上でスキャナで観測を行った。その位置推定結果と真値のずれを計算すると、図 7(a) の結果を得た。このように、少なくとも 1 つのレーザー測域スキャナで歩行者を捉えることができれば、その存在位置を誤差 50mm 程度と高精度に推定することが可能であり、またその誤差はスキャナの数に関わらず殆ど変化しないことがわかった。

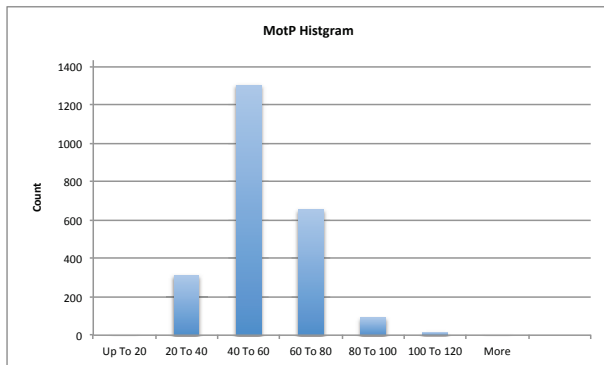
また、図 7(b) が示すように、多くの場合で誤差 100mm 以内に位置推定を行えることが判明した。ただし、誤差の多くが 40mm-60mm となっており、理想的な範囲である 0mm-40mm の範囲に収まることが少ないことが分かった。これは、輪郭から体中心想定点を推定する際、輪郭の最近点から一定の距離の地点に体中心想定点を置いているが、実際は輪郭から体中心想定点までの距離は一定ではなく、体の向きによって変化するため誤差が生じたものと考えられる。移動軌跡や輪郭の形状から体の向きを判別し、輪郭上の点から体中心想定点までの距離を調整することができれば、より高精度に存在位置を求めるようになると考えている。

4.2 群衆検出

群衆検出の精度を確かめるために、イベントブースで歩行者が滞留しているのと同様の環境を作り出し、レーザー測域スキャナ 2 台にてその観測を行った。この実験では図 8 のように、2 メートル四方の空間に複数の歩行者が静止して、前方に投影された動画を長時間にわたって閲覧するよ



(a) 平均位置誤差



(b) 誤差ヒストグラム

図 7: 歩行者トラッキングの位置推定精度



図 8: イベントブースで滞留する歩行者を模した実験

うな環境を作ることによって、イベントブースで歩行者が滞留している環境を再現した。さらに、(1) イベントブースに歩行者が集まり群衆が形成されていく、(2) 群衆を構成する歩行者が定期的に入れ替わりながら群衆が同じ規模に維持される、(3) 群衆から歩行者が出て行くことで群衆が縮小していく、(4) 群衆に歩行者が入っていくことで群衆が拡大していく、(5) イベントブースから歩行者が一斉に解散し群衆が消滅する、という 5 つの状態を再現し、その様子をスカナで観測して群衆検出を実行し、その結果を図 9 にまとめた。はじめ空間内にバラバラに存在していた 8 人の歩行者 (図 9(a)) は、イベントの開始とともにブースに

集まり (図 9(b))、約 30 秒後に群衆として安定して検出されるようになった (図 9(c))。その後歩行者が約 1 分毎に 1 人ずつ群衆に出入りするが、手前を歩行者が遮っても群衆は形状変化せず安定して検出されていることが分かる (図 9(d))。続いて群衆から歩行者が抜けだしてゆき (図 9(e))、4 人まで減ったところで群衆としてではなく個々の歩行者として検出されるようになった (図 9(f))。さらにブースに歩行者が戻ることで再び群衆が形成されるようになった (図 9(g))。最後に、イベントが終了し群衆一斉に解散すると (図 9(h))、その約 30 秒後に群衆の検出は消滅した (図 9(i))

ここで、レーザー光透過率 p_t に対する閾値 ϵ は経験から 0.5 を採用した。より混雑した環境下では通行中にやむを得ず立ち止まる歩行者などが現れることで移動性の低い歩行者の存在確率は上昇するため、 ϵ を下げると良い。また平滑化係数 $\alpha_{transparent}$ 及び $\alpha_{distance}$ は 0.001 とした。この値によって、レーザー光透過率及び外郭歩行者までの距離の収束時間を変化させることができる。例えば完全に無人状態から群衆が形成された時、それを検知できるまでのフレーム数 f は $(1 - \alpha_{transparent})^f < \epsilon$ を満たす最小の f であり、実験環境に当てはめた場合には 693 フレーム (=17.325) 秒となる。

5. 実証実験

「The Lab みんなで世界一研究所」は、2013 年 4 月 26 日に新規開業し、開業後 3 日間で 100 万人が訪れて大きな注目を集めた JR 大阪駅前の大規模商業施設グランフロント大阪のナレッジキャピタルにおいて、先端技術を見て、触れ、体験し語り合う交流施設であり、現在多数の企業や学術団体、大学がブースで最先端技術の展示を行っている。我々は、一般社団法人ナレッジキャピタルと共同で、レーザー測域スカナを計 8 台設置し、この The Lab 内の人々の行動を計測し可視化して展示するひとたびのシステムを展開している。同システムはまちびらき当日より展示を開始し、2014 年 7 月 29 日現在も継続して展示している。

グランフロント大阪は開業前から注目度が高い商業施設であったため、特に開業時やその後のゴールデンウィークは施設内の多くの箇所で想定を超える数の来訪者が訪れた。The Lab もその例外ではなく、多数の来訪者が展示ブースを見学して回ったために大盛況であった。当時、我々のひとたびシステムもレーザー測域スカナによる個別歩行者のトラッキングを実施していたが、多数の来訪者によりオクルージョンが大量に発生し、またスカナの周辺で (意図なく) 立ち止まる人々によりレーザー測距が妨害されるなどの状況が発生し、満足な個別歩行者トラッキングを実現することができなかった。しかしその一方で、多くの人が集まるイベント会場等で動線解析や滞留解析を行うためには、このような状況に対処できる検出アルゴリズムが望

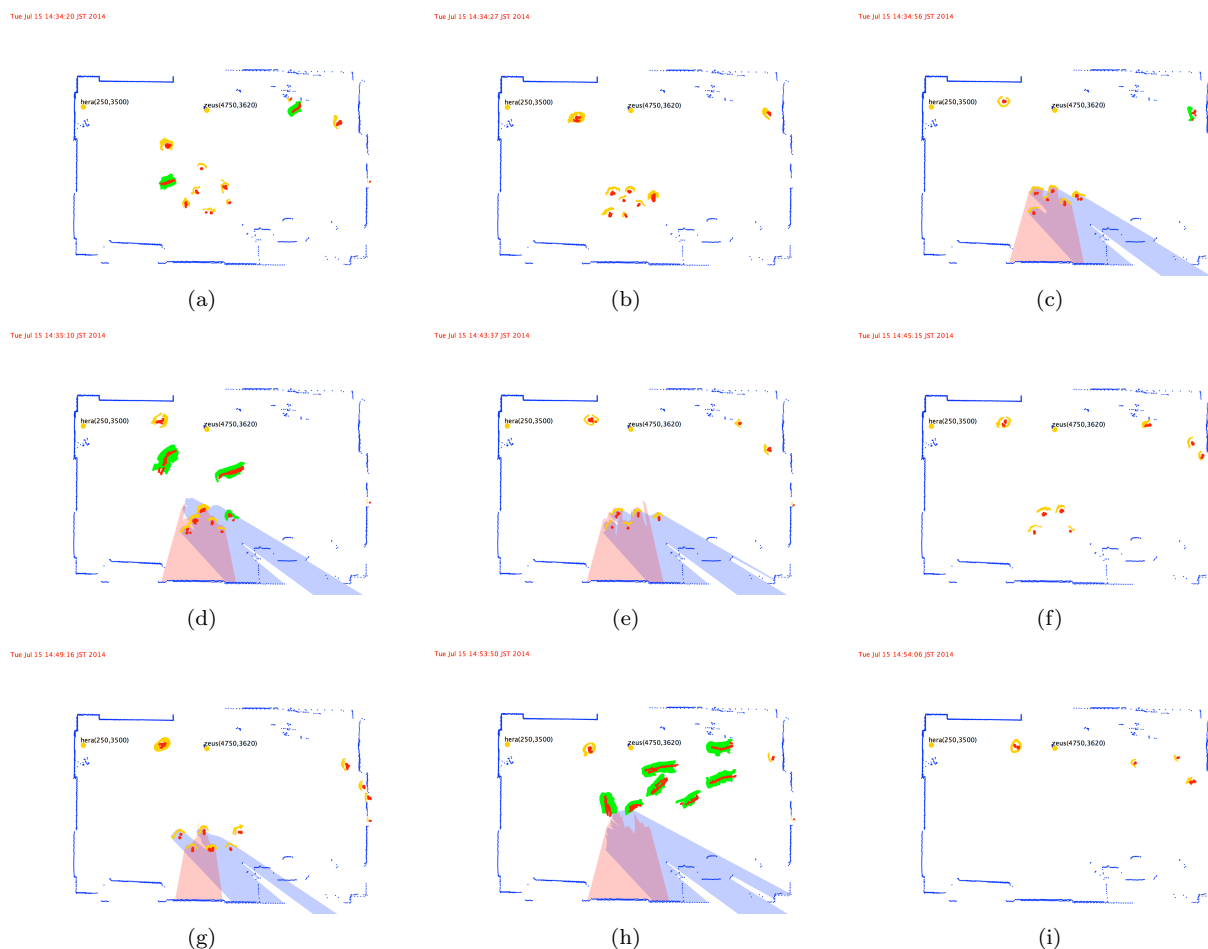


図 9: 群衆検出

まれるため、2014 年 5 月 4 日 16 時 30 分前後の記録データと記録ビデオを用いて、このデータを提案手法で解析し、群集形状を検出する実証実験を実施した。

実験の結果を図 10 に示す。写真はその時刻に撮影した記録ビデオから、人の分布を表すスナップショットとして切り出したものである。記録ビデオによる人々の分布状況と提案手法により検出した個別の歩行者ならびに群集表面形状を手作業で照合した結果、概ね群集と思われる位置に群集形状を検出できていることが確認できている。

6. 結論

本研究では、イベント会場など通路やブースなどからなる環境において、レーザ測域スキャナを用いて通路を移動する人や展示ブースで滞留する群衆を検出するアルゴリズムを提案し、その実装を行った。提案アルゴリズムでは、低密度の通路など個々人を捉えやすい箇所では個人トラッキングを実現しながら、群集が滞留していると推定される高密度領域を LRS から得られる距離と角度の特徴量から特定した。今後はこのシステムをさらに拡張し、群集に入りする歩行者などに着目しながら、高密度環境下での高精度な人検出と密度推定に取り組みたいと考えている。

謝辞

本研究の一部は、KDDI 財団ならび文部科学省国家課題対応型研究開発推進事業- 次世代 IT 基盤構築のための研究開発 - 「社会システム・サービスの最適化のための IT 統合システムの構築」(2012 年度 ~ 2016 年度) の助成を受けたものです。The Lab. での実証実験に関し、一般社団法人ナレッジキャピタルの宮原秀夫代表理事をはじめ、多大なご協力を賜りましたすべての関係者の皆様にお礼申し上げます。

参考文献

- [1] Fod, A., Howard, A. and Mataric, M.: A laser-based people tracker, *Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA '02. IEEE International Conference on*, Vol. 3, IEEE, pp. 3024–3029 (2002).
- [2] Kong, D., Gray, D. and Tao, H.: A Viewpoint Invariant Approach for Crowd Counting, *Pattern Recognition, 2006. ICPR 2006. 18th International Conference on*, Vol. 3, pp. 1187–1190 (online), DOI: 10.1109/ICPR.2006.197 (2006).
- [3] Sidla, O., Lypetsky, Y., Brandle, N. and Seer, S.: Pedestrian Detection and Tracking for Counting Applications in Crowded Situations, *Video and Signal Based Surveillance, 2006. AVSS '06. IEEE International Conference on*

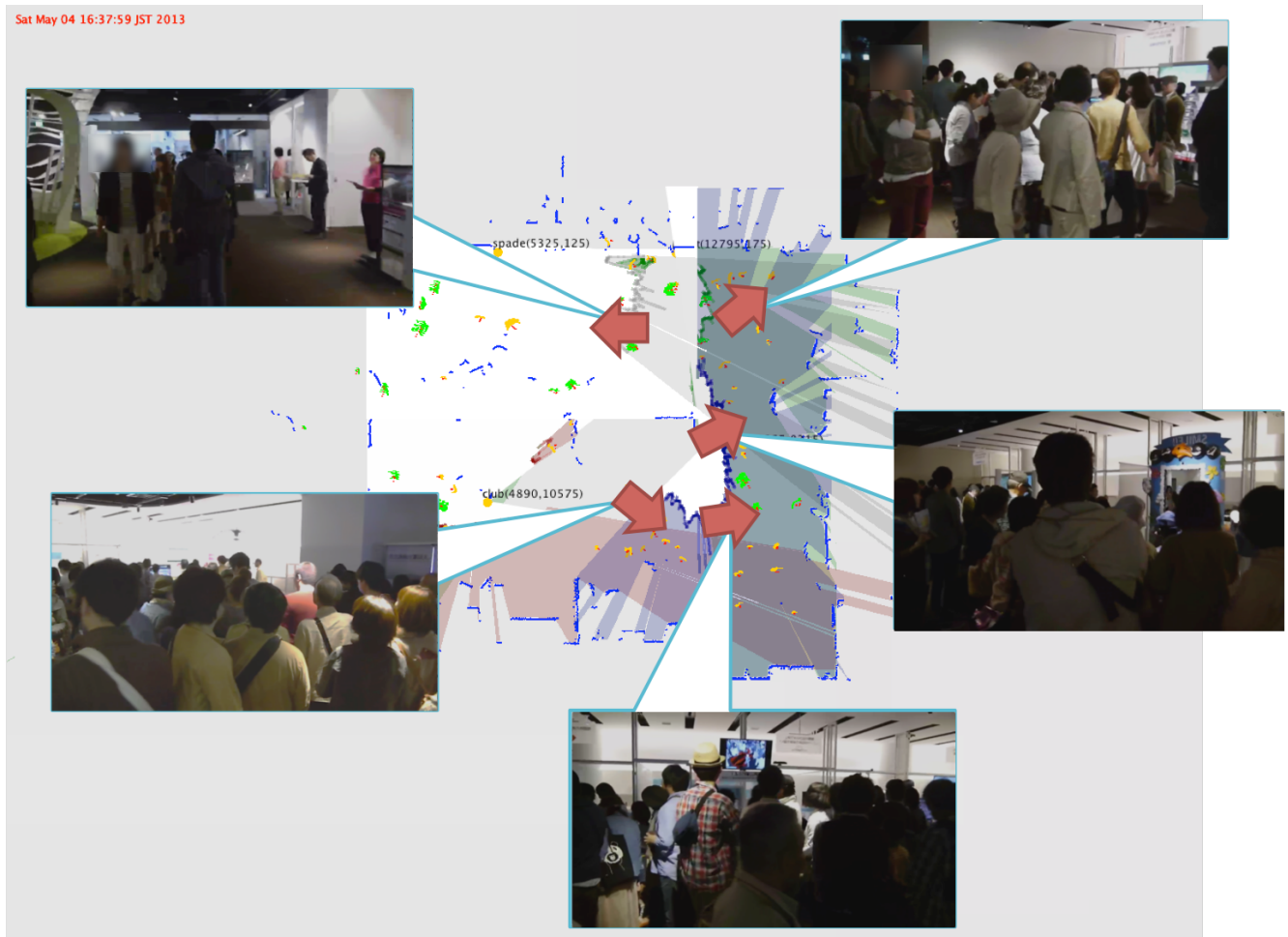


図 10: 大混雑時の The Lab (2014 年 5 月 4 日 16 時 30 分頃) における歩行者トラッキングと群衆検出の様子

ence on, pp. 70–70 (online), DOI: 10.1109/AVSS.2006.91 (2006).

- [4] Teixeira, T., Jung, D. and Savvides, A.: Tasking networked cctv cameras and mobile phones to identify and localize multiple people, *Proceedings of the 12th ACM international conference on Ubiquitous computing*, ACM, pp. 213–222 (2010).
- [5] Zhan, B., Monekosso, D., Remagnino, P., Velastin, S. and Xu, L.-Q.: Crowd analysis: a survey, *Machine Vision and Applications*, Vol. 19, No. 5-6, pp. 345–357 (online), DOI: 10.1007/s00138-008-0132-4 (2008).
- [6] Zhou, B., Tang, X. and Wang, X.: Measuring Crowd Collectiveness, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on*, pp. 3049–3056 (online), DOI: 10.1109/CVPR.2013.392 (2013).
- [7] 藤田和久, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 下條真司: 空間を共有する人々のためのソーシャルイベント可視化プラットフォーム「ひとなび」の設計開発, 情報処理学会研究報告. MBL,[モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会研究報告], Vol. 2014, No. 49, pp. 1–9 (2014).