# 卒業論文 2010年度(平成22年度)

# 群の形成過程に基づく ソーシャルイベント判別手法

# 指導教員

慶應義塾大学環境情報学部

徳田 英幸

村井 純

楠本 博之

中村 修

高汐 一紀

重近 範行

Rodney D. Van Meter III

植原 啓介

三次 仁

中澤 仁

武田 圭史

# 慶應義塾大学 環境情報学部 丹羽 亮太

ryo-ta@ht.sfc.keio.ac.jp

# 卒業論文要旨 2010年度(平成22年度)

# 群の形成過程に基づく ソーシャルイベント判別手法

本研究では、群情報を元にしたソーシャルイベント判別システムの提案を行う。実世界において群は、"交通事故や野球観戦、コンサート"のようなソーシャルイベントにより形成される。また、ソーシャルイベントはその性質によっていくつかの種類に分類することが出来る。実世界において、大規模な群が形成されたとき、混雑によるユーザへの身体的・精神的な負担の増加、混雑に伴った予期しない事故といった悪影響が生じる。また、群を形成する原因となったソーシャルイベントの性質に応じて、群を構成するユーザの欲求も様々に異なる。しかし、従来の位置情報想定技術では、そこに多くの人がいるという事は分かってもソーシャルイベントによって群が形成されたのか、偶然多くの人がその場に居るだけなのか判別出来ず、多様なユーザの欲求に即した適切なユーザ支援を行うことが出来ないという問題がある。

そこで,ユーザの所持するモバイル端末から位置情報を取得し,複数のユーザの位置情報を解析することで群形成の検知とソーシャルイベントの判別を行う. 群形成の検知は,特定の地点に留まっているユーザがどれ位いるのかを表す滞留人密度と,各ユーザの進行方向ベクトルの交点という2つの要素を用いて行う. また,ソーシャルイベントの判別は各ユーザの移動距離平均と群が形成されるまでの時間の2要素によって行われ,4つのタイプのイベントに判別する.

ソーシャルイベントの検知と判別を行うことにより,現在の位置情報測定技術のみでは 実現出来なかった幅広いユーザ支援を行うことが可能となる.

#### キーワード:

群,位置情報,ソーシャルイベント,GPS,群の検知,ソーシャルイベント判別

慶應義塾大学 環境情報学部 丹羽 亮太 Abstract of Bachelor's Thesis

Design and Implementation of Social Event

Discrimination System Based on Crowds Information

This thesis proposes social event discrimination system based on crowds information. We

often form crowds according to social events such as "car accidents, watching baseball games

or music concerts". Since such kinds of crowds sometimes harm our social activities (e.g., bad

traffic), detection or prediction of the both crowds and social events are important. Nowadays,

most of people have mobile phones which mounts GPS sensors, and many location-based

application is proposed. This thesis focuses to detect or predict crowds and social events with

location information.

The contributions of this thesis is two folds; (1) classifying social events into 4 types and

providing the classified information to application programmers for using the information

easily in their application, and (2) providing design and implementation of discrimination

algorithm for crowds and social events. To analyze crowds, we present two parameter, (i)

staying density which means how many people stays in a same place and (ii) vectors intersection

which means a place people goes to. Social events are detected based on the crowds information

and classified into 4 types according to average movement distance of people who form each

crowds and time length of the crowds' creation. Through simulator-based implementation and

evaluation, we confirm the effectiveness of our approach and discuss the pros and cons of the

system.

キーワード: Crowds, Location Information, Social Events

Ryota Niwa

Faculty of Environmental Information

Keio University

ii

# 目次

第1章	序論	1
1.1	本研究の背景	2
1.2	本研究の概要	3
1.3	本論文の構成	3
第2章	群の形成とソーシャルイベント	4
2.1	ユビキタスコンピューティング環境と位置情報サービス	5
2.2	問題意識	6
	2.2.1 群の形成	6
	2.2.2 実世界への影響	6
2.3	ソーシャルイベントと群	7
	2.3.1 ソーシャルイベント	7
	2.3.2 ソーシャルイベントの分類	8
2.4	本研究の目的	10
2.5	ソーシャルイベントの分類とユーザ支援...................	10
2.6	関連研究	11
2.7	本章のまとめ	12
第3章	ソーシャルイベント判別手法	14
3.1	概要	15
3.2	群検知手法	15
	3.2.1 帯留人密度	16
	3.2.2 ユーザの進行方向ベクトルの交点	17
	3.2.3 群の検知	18
3.3	ソーシャルイベント判別	19
	3.3.1 群形成に要する時間	19
	3.3.2 群を構成するユーザの移動距離平均	20

	3.3.3 ソーシャルイベント表現方法	20
3.4	本章のまとめ	21
第4章	設計	22
4.1		
4.1		
4.2		
	4.2.2 群検知機能	
	4.2.3 ソーシャルイベント判別機能	
	4.2.4 アプリケーションインタフェース	
4.3	システム構成	
4.4	本章のまとめ	27
第5章	実装	28
5.1		29
5.2		29
5.3	ソフトウェア構成	30
	5.3.1 シミュレータ	30
	5.3.2 群の検知	31
	5.3.3 ソーシャルイベント判別	33
5.4		
第6章	評価	36
6.1		
	6.1.1 評価環境	37
	6.1.2 評価項目	37
6.2	評価結果	38
	6.2.1 群検知アルゴリズムの評価結果	38
	6.2.2 ソーシャルイベント判別アルゴリズムの評価結果	39
6.3	本章のまとめ	41
第7章	・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	43
7.1		44
7.2	租状の理題と今後の展現	15

# 図目次

2.1	位置情報を使ったサービス	5
2.2	ソーシャルイベントによる群の形成	8
3.1	フィールドとサブフィールド	16
3.2	滞留人密度の計算方法・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	17
3.3	移動方向ベクトルの交点の例	18
3.4	移動距離の計算・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・	21
4.1	システム構成図	26
5.1	シミュレーター動作図	29
6.1	群形成に要する時間....................................	41
6.2	ユーザの移動距離平均	41

# 表目次

1.1	携帯電話の利用状況	2
2.1	ソーシャルイベントの分類	10
5.1	シミュレータ実装環境	30
6.1	ベクトルの交点	39
6.2	滞留人密度	39
6.3	ソーシャルイベント判別	40

# ソースコード目次

5.1	$\operatorname{DensityCalc}()$	32
5.2	alcDistance()	35

# 第1章

# 序論

本章では、始めに本研究の背景を述べ、次に本研究の概要を述べ、最後に本論文の構成を記述する。

## 1.1 本研究の背景

本研究の背景として,モバイル端末の普及とユビキタスコンピューティング技術の発展が挙げられる.近年,無線通信技術の発展や端末の小型化に伴い携帯電話やPDAといったモバイル端末が急速に普及し始め,多くのユーザがスマートフォンや携帯電話のようなモバイル端末を所持するようになった.総務省の通信利用動向調査報告書[21]によれば表1.1のようにモバイル端末の中でも特に携帯電話の個人利用は全体では7割以上,20歳から50歳までの年代では9割が利用していると述べられている.このようにモバイル端末は多くの人に所持され,端末の持つ様々な機能や多様なサービスと合わせ日常生活の中で頻繁に用いられている.また,ユビキタス技術の発展に伴った各種センサの安化・小型化や位置情報測定技術の向上により1つのモバイル端末上に加速度センサや光センサなど,複数のセンサが搭載されるようになった.更に,総務省が定めた事業用電気通信設備規則[19]により,Docomo,au,softbank,の大手3キャリアから販売されている携帯電話へGPSの搭載が原則的に義務化した.他にもGPSだけでなくwi-fi[5]やBluetooth [18]を用いたものなど複数の位置情報測定手法をモバイル端末から利用することが可能となってきている.そのため,モバイル端末上から位置情報をはじめとした複数の情報を取得することが可能となってきた.

また、無線技術の発展により街中の様々な場所でホットスポットと呼ばれる、誰でも自由に無線LANを用いてネットワークにアクセスできる環境が整い始めている。具体的な例を挙げれば、現在は有料ではあるがマクドナルドやドトールなどの店舗内やJRの駅構内などの複数の場所で無線LANを自由に用いることが可能となっている。このような、ネットワーク環境の整備は今後より一層進んでいくと考えられる。こうした無線技術の発達に伴い、無線ネットワークを介しユーザがどこにいてもモバイル端末を通じてセンシングした位置情報や各種センサの情報等の様々な情報取得することが可能になりつつある。

こうしたユビキタス技術と無線技術の発達に伴い,実世界においてリアルタイムにユーザの位置情報を取得することが可能となりはじめている。これにより,個人の位置情報を集積したものである群情報を取得することが出来る環境も整いつつあり,今後もより一層環境が整っていくと考えられる。

世代別	6 歳以上 (全体)	6-12 歳	13-19 歳	20-29 歳	30-39 歳	40-49 歳	50-59 歳	60-64 歳	65-69 歳	70-79 歳	80 歳以上
利用率	73.9	31.6	85.4	96.7	94.3	93.7	85.9	76.2	62.9	33.5	12.3

表 1.1 携帯電話の利用状況

# 1.2 本研究の概要

本研究では、群情報の解析によるソーシャルイベント判別システムの提案を行う.各ユーザの所有する携帯電話などのモバイル端末より位置情報を取得し、複数のユーザの位置情報を解析することで群形成の検知とソーシャルイベントの判別を行う.群が形成されている場所の検知は、特定の地点に留まっているユーザがどれ位いるのかを表す滞留人密度と、各ユーザの進行方向ベクトルの交点という2つの要素を用いて行う.また、ソーシャルイベントの判別は各ユーザの移動距離平均と群が形成されるまでの時間の2要素によって行われ、4つのタイプのイベントに判別する.

本研究により、イベントの種類に応じた情報配信や、混雑回避のためのナビゲーション、イベント発生履歴の可視化による場の意味付け、といった様々なアプリケーションを実現することが出来る.

## 1.3 本論文の構成

本論文は以下の様に構成される。2章では、実世界における群の形成とその問題点について述べ、3章でソーシャルイベントの判別手法について述べる。4章と5章で設計と実装についてを述べ、6章で評価についてを述べる。最後に、7章で本論文をまとめ、今後の展望について述べる。

# 第2章

# 群の形成とソーシャルイベント

まず、初めにユビキタスコンピューティング環境と位置情報サービスについてを述べる。その次に、問題意識として群と実世界への影響について述べた後、ソーシャルイベントの分類について述べる。

# 2.1 ユビキタスコンピューティング環境と位置情報サービス

近年,コンピュータの小型化・高性能化に伴い,生活の中で計算能力を持ったデバイスが普及し始めている。これらのデバイスは,我々の日常生活の様々な場面で"いつでも・どこでも・だれでも"情報のやり取りを可能にする。また,そうした計算能力を持ったデバイスを通じて時にはデバイス自体を意識することなく情報サービスの恩恵を享受することが可能となり始めている。このような環境はユビキタスコンピューティング環境と呼ばれ,コンピュータがその場にあることを意識させずにユーザを支援するための技術の研究やサービスの提供が盛んに行われている。ユビキタス技術を利用したサービスは数多く存在するが,その中でも位置情報を用いたサービスが注目を集め始めている。かつての位置情報サービスは,GoogleMap [1] のような地図サービスが主流であったが,現在では図2.1 のようにソーシャルサービスと位置情報を連動させたサービスや,総務省が推進している地域児童見守りサービス[20] のような移動体トラッキングサービス等のサービスが登場してきている。また,個人レベルの位置情報を利用したサービスや研究だけでなく,より大規模な都市レベル等で多数のユーザの位置情報を集積し,集団の行動解析や交通問題,社会的な問題の解決を目指す群情報を用いた研究にも注目が集まり始めている.[15][13][8]

群情報を用いた研究の例として,NTTドコモが工学院大学や東京大学などと共同研究を行っているモバイル空間統計などがある.[14]

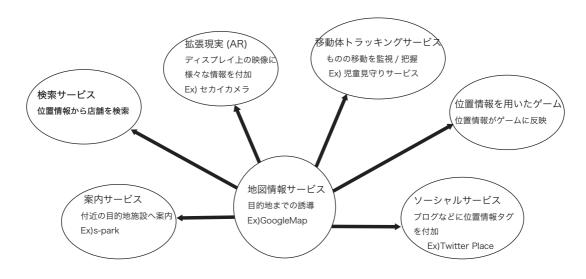


図 2.1 位置情報を使ったサービス

# 2.2 問題意識

本節では,群の形成と群が実世界へ与える影響について述べる.

### 2.2.1 群の形成

上述したような情報技術の発達により,個人レベルの位置情報だけではなくより大規模な群としての位置情報を扱う研究が行われるようになり,注目され始めた.[10][17][9]

本研究では、群を何らかの目的を持って集まるユーザの集合と定義する. 群は、日常生活における様々な場面で形成される. 例えば、日常生活で形成される群の例として、"コンサートや野球観戦"など大きなイベントに人が集まることで形成される大規模な群や、"友人と買い物に行く際や公共スペースで休む"等の理由によりユーザ同士が偶然に空間を共有することで形成される小さな群などがある. また、群が形成される理由は様々だが、群の規模に関わらず多くの場合において意識的・無意識的に関わらず複数のユーザが共通の目的を持ち特定の場所に集まることにより群の形成が行われる.

例えば、意識的に目的を共有している群として、友人同士での買い物が挙げられる。これは、"一緒に買い物を行う"という共通の目的を持ったお互いに面識のあるユーザ同士が、同じタイミングで行動することによって形成される群である。一方、無意識的に目的を共有している群として、野球観戦というイベントが挙げられる。これは、各ユーザ間に接点はなくタイミングを合わせて行動を行っているわけではないが、"野球の観戦を行う"という目的を無意識的に共有し、目的達成のために野球のスタジアムという共通の空間に多数のユーザが滞在することで形成される群である。

また、小規模な群が複数集まる事により、より大規模な群が形成される場合がある。例えば、上記した野球観戦の例は、ミクロな視点で見た場合には"友人同士で野球観戦"という野球スタジアムの一部の場所でに発生した小規模な群の集まりであるが、マクロな視点で見た場合には、"野球観戦"という目的をもち野球スタジアムに集まった複数のユーザによる大規模な群として認識される。このように大規模な群の中には小規模な群が複数、内包されている場合もある。

#### 2.2.2 実世界への影響

群は我々の日常生活において様々な場面で形成されるが,群の形成要因の1つとしてソーシャルイベントが挙げられる.ソーシャルイベントは群を発生させ,結果として混雑や交通 渋滞,それに伴う事故のような社会的悪影響を及ぼす.例えば,混雑はソーシャルイベント により群が形成され,ソーシャルイベント発生地点の周囲のスペースの人数許容量を超過することにより引き起こされる. 混雑が発生すると平常時に比べ,目的地の移動時間の増加や人ごみによる精神的な疲労等の負担をユーザに強いてしまう. また,混雑や交通渋滞が発生し,一か所に多数のユーザが滞在することにより,人身事故のような意図しない事故やユーザ間での諍いが発生する可能性がある. 他にも,ソーシャルイベントにより多数のユーザが集合することによる悪影響として,私有地や立ち入りが許可されていないスペースなどで意図しない群が形成され,公務や勤務の妨げになったりセキュリティ面への影響が発生する場合が考えられる.

このようにソーシャルイベントにより群が形成されることで,実世界へ大きな影響が及ぼされ社会的な損失が発生する場合がある.こうした社会的損失をいかに抑えるかは,重要な社会的課題であるといえる.

また、大規模な群による社会的悪影響を緩和するための技術的な問題意識として、既存の位置情報だけでは群の形成を正確に判別することが出来ない問題が挙げられる。従来のGPSなどの位置情報測定技術では、ある地点に多数のユーザが存在していることは検知できても、それが偶々同じ場所に居合わせただけのユーザなのか、ソーシャルイベントのような目的を持ち集まり群を形成していのかを判別出来ない。群による社会的悪影響を緩和し、ユーザへの社会的損失を抑えるためには正確な群の検知を行うことが重要である。

# 2.3 ソーシャルイベントと群

本節では,ソーシャルイベントと群の関係と,ソーシャルイベントの分類についてを述べる.

#### 2.3.1 ソーシャルイベント

多くの場合に,大規模な群はソーシャルイベントが原因となり形成される.本研究では,ソーシャルイベントを実世界で発生する大規模な社会的な事象と定義する.具体的なソーシャルイベントの例として,"野球観戦やコンサート,交通事故,新店舗の開店"などが挙げられる.実世界において,ソーシャルイベントが発生すると,図2.2のように,ソーシャルイベントに関心を持つユーザや,ソーシャルイベントに参加しようとしているユーザが,様々な地点からソーシャルイベントが行われている地点に集まり群が形成される.

ソーシャルイベントは,長時間持続して開催されるもの,短期間のうちに終了するもの,近隣のユーザのみがソーシャルイベントに集まるもの,突発的に発生するものなど,ソーシャルイベント毎に様々な性質を持つ.例えば,"コンサートや野球観戦"のようなソーシャルイベントは,"予め計画されており長時間に渡り開催され,近隣・遠方を問わずユーザが集まる"といった性質を持ったソーシャルイベントである.一方,"交通事故や路上ライブ"の

ようなソーシャルイベントは, "突発的に発生し, 短時間のうちに終了する, 近隣のユーザのみが集まる"という性質を持つソーシャルイベントである. ソーシャルイベントは, このようにソーシャルイベント自体が持つ, 性質に応じて分類することが出来ると考えられる.

### 2.3.2 ソーシャルイベントの分類

本研究では、ソーシャルイベントによって群を形成するユーザの群形成の仕方からソーシャルイベントを判別・分類する。ソーシャルイベントごとの差として、規模や参加人数、群を構成するユーザの種類、イベントの継続時間など様々な要素が考えられる。規模を取得するための指標として、人数が挙げられる。しかし、位置情報から人数を取得するだけではその場に偶々居合わせたユーザなのか、ソーシャルイベントによって群を形成しているユーザなのか判別することが出来ない。また、構成するユーザの種類も友人、知人といった対人関係から、年齢、性別のようなパーソナル情報まで、様々でありこれらをGPSから取得した位置情報のみから判別することは困難である。

そこで,本研究では群の形成に要された時間と,ユーザが群を形成するまでに移動してき

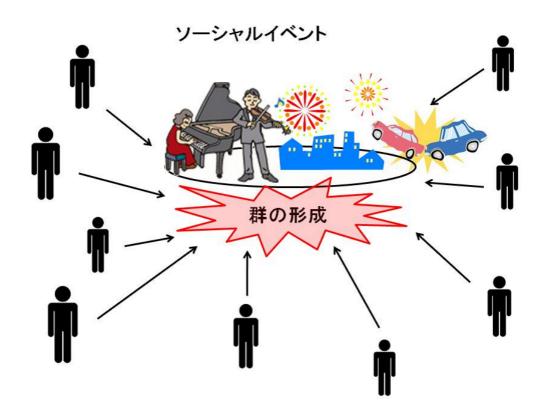


図 2.2 ソーシャルイベントによる群の形成

た距離に着目した. 群の形成に要された時間は、ソーシャルイベントの参加人数や規模に応じて増減すると考えられる. また、形成が終わった後も再度群の拡大が行われるケースも考えられるため、本研究では拡大されている時間も群の形成に要された時間として定義する. 群の拡大が行われている際には、ソーシャルイベントが継続して行われていると考えられるため、群の形成に要された時間を取得することでイベントの継続時間も反映することが出来ると考えられる. ユーザが群を形成するまでに移動してきた距離からは、ユーザが遠方から来て群を構成したのか、近隣から来て群を構成したのかという構成ユーザの種類を判別を行うことが出来る. また、多くのユーザが遠方から参加するソーシャルイベントは予め告知が行われていたと考えられる. 一方、近隣のユーザのみが集まるケースでは狭い範囲のみで告知が行われている場合や、告知はなかったが発生したソーシャルイベントをユーザが目撃して集まった場合などが考えられる. このように、"群形成に要する時間"、"群を構成するユーザの移動距離の平均"の2つの要素は、様々な要素を反映していると考えられる.

そこで,本研究では"群形成に要する時間","群を構成するユーザの移動距離の平均",の2つの指標からソーシャルイベントを判別・分類することが出来ると仮定し,ソーシャルイベントを図2.1のマトリクス内に配置し,ソーシャルイベントの分類を行う.

ソーシャルイベントは"群形成に要する時間","群を構成するユーザの移動距離の平均"の2つの指標により,図2.1のように,4つのタイプに分類できると考えられる.

分類された4つのタイプで想定されるイベントの例を以下に挙げる.

また,本手法により実世界のソーシャルイベントを全て分類出来るのかは,今後本手法によるソーシャルイベントの判別データを蓄積し検証を行っていく.

本手法でソーシャルイベントの分類に用いる2つの指標については,次章である3章で詳しく述べる.

- Type A(時間:短,距離:近) "交通事故、ストリートパフォーマンス,路上ライブ,火事"のような突発的なイベント.
- Type B(時間:長,距離:近) "近所の新しいスーパーやコンビニが開店する,街頭演説,店舗でのバーゲンやセール,町内会"のようなイベント.
- Type C(時間:短,距離:遠) "音楽公演や野球公式試合,花火大会,夏祭り,花見"のように予めスケジュールされ ているが長時間に渡らないイベント.
- Type D(時間:長,距離:遠) "文化祭や屋外音楽イベント,展示会,記念式典,スポーツの世界大会"のように予め

	形成時間:短	形成時間:長				
移動距離:近	Type A:(Ex. 交通事故 , 路上ライブ)	Type B:(Ex. 新店舗の開店,街頭演説)				
移動距離:遠	Type C:(Ex. <b>野球試合</b> , 花火大会)	Type D:(Ex. 展示会 , 野外音楽イベント)				

表 2.1 ソーシャルイベントの分類

スケジュールされていてかつ一日等の長時間に渡って行われるイベント.

# 2.4 本研究の目的

本研究の目的は,ユーザが群の形成を行う原因となるソーシャルイベントの検知と判別を行うことである. 具体的には,2.3で述べたようにソーシャルイベントを"野球観戦やコンサート"のような予め計画された長期的なイベント,"交通事故"のような突発的で短期的なイベントなどの4つのタイプに分類し,ソーシャルイベントの検知と判別を行う. また,判別したソーシャルイベントに応じてユーザに適した支援を行うことを目的としている.

# 2.5 ソーシャルイベントの分類とユーザ支援

群の形成の原因となったソーシャルイベントの種類に応じ、そこに集まるユーザの欲求も様々に異なると考えられる。例えば、"野球観戦やコンサート"に集まったユーザの群は、そのイベント自体の情報を求めていると考えられるが、交通事故に集まった近隣のユーザにより構成される野次馬の群は、事故の範囲や2次災害についての情報に関心を持っていると考えられる。このように、同じように群を構成するユーザでも、ソーシャルイベントの種類に応じて異なった情報を求めていると考えられる。また、ソーシャルイベントの分類を判別することによって、分類に応じた群の性質をユーザ支援に役立てる事が可能であると考えられる。具体的には、前述したTypeAに属するソーシャルイベントにより形成される群が短時間の間に解消されることが予測でき、逆に、TypeDに属するイベントにより形成される群は長時間に渡って群が形成され続けることが予測できる。このような、群形成の原因となるソーシャルイベント分類毎に異なる群の性質を利用することで、混雑の継続時間の予測などに利用することが可能であると考えられる。他にも、ある特定の地点でどのような群が形成されているかを監視することによって、特定のエリア内で意図しない突発的なイベ

ントにより群が発生した場合に、警告を与えるなどのセキュリティ支援を行うことが出来る。また、ソーシャルイベントの検知情報を利用し、マップ上に可視化して表示し、どのようなイベントが行われやすいかといった場の意味付けに用いることが出来る。従来の手法では、そこにユーザが集まっていることは判別できても、なぜ集まっているのかという情報は判別することが出来なかった。しかし、ソーシャルイベントの種類を判別することで、よりユーザの欲求により適した幅広いユーザ支援を実現することが可能になる。ソーシャルイベントの判別を行うことで可能となるユーザ支援の例を以下に述べる。

### • ナビゲーション

群の発生情報を用いて,ユーザに対する混雑回避のためのナビゲーション支援を行う.また,イベントの種類に応じた混雑の継続時間の予測情報の提供を行う.

#### ● ユーザへの情報配信

群を構成するユーザへ対し,適切な情報を配信することで,ユーザに対する情報支援を行うことが出来る. 例えば,ユーザの参加しているソーシャルイベントに関する情報等を提供することが出来る.

#### ● 場の意味付け

検知したソーシャルイベントの履歴情報をマップ上で可視化し,どのようなイベントが発生しやすいかといった情報をユーザに提示する.

#### ● セキュリティ支援

ソーシャルイベントの検知情報から、公共スペースや私有地などで管理者の許可しないイベントが発生した際に通知を行う.

#### • スペースの利用支援

群の発生情報を利用し,ユーザに予め場所の混雑具合を通知することで効率的なスペースの利用を支援する.

### 2.6 関連研究

本研究の関連研究として,大規模に複数ユーザの位置情報を収集している研究を以下に 挙げる.

The Geography of Taste: Analyz-ing Cell-Phone Mo-bility and Social Events.[7] では,ユーザの持つ携帯電話からGPS を用いて位置情報を取得し,エリアの滞在時間などから,ホームポジション(ユーザの基本的な滞在地)を判別し,野球の試合やオペラのコンサートなどのソーシャルイベントと,イベントによって集まり群を形成するユーザのホームポジション

との関連を調べている.この研究では,群を構成する人々とイベントの相関について調べてはいるがイベントの検知や群の発生の検知までは行っておらず,モバイル端末で位置情報を取得し群を構成する人々のホームポジションを調べるに留まっている.

同じく携帯電話から位置情報を収集しユーザの移動履歴の解析を行っているものとして Gonzalezらの研究[11]がある。この研究では、携帯電話を所持するユーザ10万人の位置情報 を6ヶ月間に渡り追跡・解析し、ユーザの行動パターンについてを調べている。また、その 結果として特徴的なユーザの行動パターンの抽出に成功している。しかし、群の発生とその 検知や、ソーシャルイベントと群の紐付けなどは行ってはいない。

また,Planned Special Events [12]では,本研究と同じく群を形成する原因となるソーシャルイベントを,継続的なイベント、路上使用のイベント、地域・様々な会場で開催されるイベントなど,のいくつかの種類に分類し,ソーシャルイベントと群が交通量に与える影響と経済的に与える影響の推測を行っている.しかし,この研究では群とソーシャルイベントの解析に位置情報を元に行うのではなく,ソーシャルイベントの参加人数や参加ユーザの支出など実務的なデータを元にして解析を行っている.

Mobile landscapes [6]では,電話会社の協力の元,各時間帯毎に位置情報を含む携帯電話の利用情報を収集し,ユーザがどの時間帯に何所で活動しているのかを解析している。また,その情報を地図上でグラフィカルに表示することで,都市内の各エリアの活動性の評価を行っている。この研究では時系列毎に,ユーザがどのエリアで群を形成しているかの解析を行ってはいるが,ソーシャルイベントと群の形成についての関係性の調査及び,リアルタイムでの群の検知は行っていない。

また,車谷らが行っているCONSORTS: A Multiagent Architecture for Service Coordination in Ubiquitous Computing [16] では,群ユーザに対する支援に関しての提案が行われている.個々のユーザの支援の集まりとしての群支援ではなく,社会的調整を行う事により,個人の利便性を損なうことなくテーマパーク問題や,物流制御問題,道路交通制御問題などの,群単位のユーザの影響による問題の解決を目指している.この研究では群衆に対しての効率的な資源配分や管理を目指しており,群が発生した後のユーザ支援を前提として研究を進めている.そのため事前にユーザに群の発生を通知し,群形成による悪影響を避けることは出来ない.

# 2.7 本章のまとめ

本章では,はじめににユビキタスコンピューティング環境と位置情報サービスと群と実世界への影響についてを述べた.その次に,本研究における目的についてを述べ,本研究で想定するアプリケーションシナリオについてを述べた.そして,最後に本研究における関連

研究についてを述べた. 次章では, ソーシャルイベントを判別するためのアルゴリズムについて述べる.

# 第3章

# ソーシャルイベント判別手法

本章では、群情報からソーシャルイベントを検知するためのアルゴリズムについて述べる、検知アルゴリズムは、(1)群検知、(2)ソーシャルイベント判別、の2段階で構成される、以下で、それぞれの検知手法についてを順に説明する.

# 3.1 概要

本研究で提案する,群情報からソーシャルイベントを検知し,判別するためのアルゴリズムについてを述べる.ソーシャルイベント検知アルゴリズムは,群の検知,ソーシャルイベントの判別の2段階で構成される.最初に,群を検知するための手法と,群の検知に用いる滞留人密度と進行方向ベクトルの交点の2つの要素についてを説明する.その次に,ソーシャルイベントを検知・判別するための手法と,ソーシャルイベントの検知に用いる,群の形成に要する時間とユーザの移動距離の平均の2つの要素についてを述べる.

# 3.2 群検知手法

ソーシャルイベントの判別を行うためには,その場で群が形成されているのかを検知する必要がある. 具体的には,実世界のどの場所で群が形成されているかを判別するために,実世界を緯度経度を元にして図3.1のように正方形状のフィールドに区切り,更にフィールド内を緯度経度の数値から,場所IDが振られたフィールド(サブフィールド)として区切る. 図3.1では,実世界を緯度経度によってフィールドとして区切った様子と,フィールドF2を更にサブフィールドとして区切った様子を表している. フィールドの区切り方として,緯度経度の情報と地図情報をマッチングさせ地形などを考慮せず画一的に区切る事を考えている. フィールドを,更に細かい単位であるサブフィールドに区切ることにより,フィールドのみに実世界を区切った場合よりより細かな群の検知を行うことができると考えられる. 本章では,このフィールド内でユーザが自由に移動を行い,群を形成する際にどのサブフィールド内で群が形成されようとしているのか,または,群が形成されたのかを検知するための手法についての説明を行う.

群検知は、

- 滞留人密度
- 進行方向ベクトルの交点

#### の2つの要素を用いて行われる.

以下では,アルゴリズムの説明を簡単なものにするために群検知の対象となるフィールドAを図3.1に表したサブフィールドのように5\*5マスに区切り,このフィールドA内で人が動き回ると仮定して群検知手法の説明を行う.

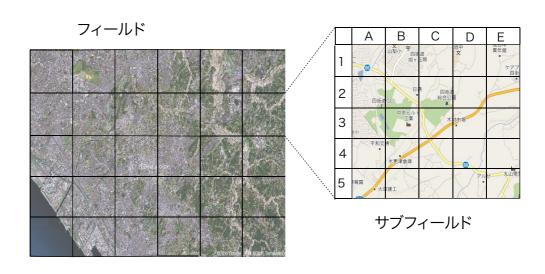


図 3.1 フィールドとサブフィールド

## 3.2.1 帯留人密度

本研究の群検知手法で定義する帯留人密度とは,図3.2のように一定時間以上同じサブフィールド内に留まっている人数を表す.群の形成を単純にサブフィールド内のユーザの密度で判断としたとき,群を形成しているユーザのみでなく,密度を取得した際に偶然同のサブフィールド内に存在するユーザや,別のサブフィールドに向かい移動中のユーザが密度としてカウントされてしまう場合が考えられる.そのため本手法においては,単純な密度ではなく,滞留人密度を用いてユーザによる群の形成の検知を行う.

具体的な滞留人密度の取得方法についてを述べる。各ユーザの位置情報をあるタイムスパンで区切った一定間隔で監視するときに、図3.2の,User:Bのように移動後もユーザの現在位置が直前の位置と同じサブフィールド内に含まれていれば滞留人密度の対象とみなしカウントを行う。また,User:Eのように移動していなくても一定時間同じサブフィールド内に留まっていれば滞留人密度としてカウントを行う。ソーシャルイベントにより群を形成するユーザは,何らかの目的を持ちその場所に集まるため時間をおいても,その場所に留まり続けていると考えられる。逆に,目的地に向うために移動中のユーザや目的がなく移動しており位置情報を監視した際にたまたまサブフィールド内に含まれていただけのユーザは,長期間同一のサブフィールド内に留まる事はないためカウントされない。そのため,滞留人

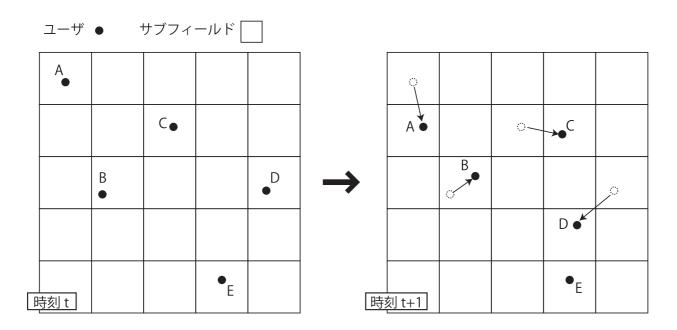


図 3.2 滞留人密度の計算方法

密度を計算し監視することによりユーザが偶々サブフィールド内に存在しているだけなのか,目的を持ってサブフィールド内に留まっているのかという違いを区別することが出来る.本手法においては,全てのサブフィールド内の滞留人密度を比較し,その数値が多いサブフィールドに群が形成されていると判断する.

### 3.2.2 ユーザの進行方向ベクトルの交点

滞留人密度だけでは群が形成されてからでなければ、そのサブフィールド内で群が形成されているかどうかの判断がつかない。また、一旦群の形成を認識できてからも、その群が更に成長するのかどうかが分からない。そこで、現在の群形成の状況や将来の予測をたてるため、図3.3のように各ユーザの進行方向ベクトルを延長させ、その交点を計算することで群形成場所の検知を行う。群が形成されているサブフィールドは、そのサブフィールドに向かう複数のユーザの進行方向ベクトルを延長させたベクトルが図3.3のように集中する。そのため、各ユーザの進行方向ベクトルの交点を算出することで、群が形成される前に群形成が行われそうなサブフィールドを予測することが出来る。本手法では、各サブフィールドをユーザの進行方向ベクトルの延長ベクトルがどれだけ通過するのかを計算し、その回数を元に群形成が行われているサブフィールドを判別する。なお、群形成を行い終えたユーザはその場に留まるため進行方向ベクトルが0となり、群形成を行っていないユーザの移動ベクトルの総和が、目的地に向かい群を形成しようとしているユーザのベクトルの総和を超

#### 進行方向ベクトルの交点となるサブフィールド

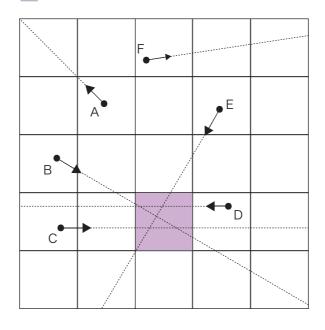


図 3.3 移動方向ベクトルの交点の例

えてしまいベクトルによる群形成地点の判定が行えなくなってしまう場合が考えられる. この場合は,直前の進行方向ベクトルを保持するものとする.

### 3.2.3 群の検知

本研究の手法では、群の検知に上述した"滞留人密度"と"進行方向ベクトルの交点"の2つの要素を用いる。まず、これらの2要素を用い、滞留人密度の数値が多いサブフィールドと進行方向ベクトルの交点が集中しているサブフィールド、それぞれの要素で上位のサブフィールドを判別する。しかし、滞留人密度だけでは、群の形成が終わった後にしか群の形成を判断することが出来ず、進行方向ベクトルの交点だけでは、群形成を行おうとしているユーザの総数とフィールド内に存在するユーザの総数の関係によっては誤検知が起こる可能性が存在する。そこで、2つの情報を重ね合わせ、滞留人密度数値が多く進行方向ベクトルの交点が集中しているという2つの条件を満たし、かつその状態が一定時間以上継続しているサブフィールドを群が形成されているサブフィールドとして検知する。

# 3.3 ソーシャルイベント判別

検知した群の形成情報に加え,その群がどのように形成されたのかを判別することで ソーシャルイベントの判別を行う. 群がどのように形成されたのかという情報は,

- 群形成に要する時間
- 群を構成するユーザの移動距離の平均

の2つの指標を元に判断を行う.

#### 3.3.1 群形成に要する時間

群形成が始まってから群の拡大が収まるまでに要した時間を取得し,ソーシャルイベン トの判別に利用する. 特定の目的地に向かって複数のユーザが移動した場合と ,目的を持た ずランダムに動き回っていた場合で、滞留人密度の値の変化傾向に顕著な差が出ると考えら れる. 具体的には, ユーザが目的地を持たず自由に動き回っている場合は, 一定数のユーザ が随時サブフィールドの出入りを行うため,サブフィールドの滞留人密度は特定の傾向を 持たずに一定の範囲内で増減を繰り返すと予想される.また,特定のサブフィールドにイベ ントが発生し群の形成が行われる際には、他のサブフィールドにいるユーザが群形成地点 に向かい移動を行うため、群形成をが行われているサブフィールドの滞留人密度は一定時 間の間 , 増加傾向を示すと考えられる. そして , ユーザによる群の形成が終わり群の規模が 安定し始めると、群形成地点に移動してきたユーザによる増加傾向が消え、自由に移動を 行っているユーザがサブフィールドに出入りを行う際にのみ滞留人密度が変化するように なる. そのため , ユーザが目的地を持たず自由に動き回っている場合と同じく , 滞留人密度 が一定の範囲内で変化するようになると推測できる。また、増加傾向の判別は現在の滞留人 密度と,直近の滞留人密度の差分から判別を行うことが出来る. 本手法では,この滞留人密 度の変化傾向を用いて群形成に要するまでの時間の取得を行う. 滞留人密度が増加傾向のま ま一定時間が経過した際にユーザによる群の形成が始まったものと判断をする. また, 群の 形成が終了し,群が安定したタイミングは滞留人密度の増加傾向が収まり,滞留人密度が ある程度収束した時点を群の形成の終了と判断する.滞留人密度の増加傾向は,過去直近の 滞留人密度と現在の滞留人密度から判断することが出来る、また、群の形成が一旦終了し群 が安定した後に , 再びユーザが移動してきて群が再度拡大するケースも考えられる. その場 合には , 同じ群の拡大が終わっておらず , 群の形成が続いていると判断し再判定を行う.

#### 3.3.2 群を構成するユーザの移動距離平均

群を形成しているユーザがその群を形成するまでに移動した距離の平均を計算することで、その群が近隣から来たユーザにより形成されているのか、それとも遠方から来たユーザを含んで形成されているのかが判別出来る。各ユーザの移動距離を計算するためには、どの地点からユーザが目的地に向かい始め群を形成したのかという、ユーザの出発地点を判断する必要がある。本検知手法では、各ユーザの移動ベクトルが目的地の方向を向き、一定時間その方向へ移動し続けた際にその出発地点を起点として群形成地点までの距離を移動距離と定義する。ユーザが目的地に向かい始めた出発地点の判別には、ユーザの移動ベクトルからユーザの進行方向角度を計算し用いる。

具体的には、まず、ユーザの現在の位置座標と直近の位置座標からユーザの移動方向を取得する. 図3.4にユーザの移動と進行角度の計算を図示した. この移動方向はユーザが移動し、群を形成しユーザの動きが停止するまでの間、位置座標が代わるたびに記憶されていく. 次に、ユーザの現在の位置座標から目的地までの方向を取得し、座標軸を回転させる. その後、回転座標とユーザの現在位置と直近の位置座標から参集した進行方向からユーザの進行方向角度を求め、この進行方向角度が180度を超えていない場合にユーザは目的地に向かっていたと判断する. ユーザが停止した時点から、進行方向角度を時系列を遡り計算していくことで、ユーザの出発地点を割り出す. そして最後に、ユーザの出発地点の位置座標と目的地の位置座標からユーザが目的地へ向かい移動した距離を計算する. 図3.4の例では、ユーザは4回の移動を行い目的地へと到達している. 図3.4の場合では、 1のみ進行角度が180度を超えているため 2からユーザが目的地への移動を開始したと判断し、2回目の移動座標と目的地までの直線を距離をユーザの移動距離として取得する.

#### 3.3.3 ソーシャルイベント表現方法

本研究では,提案した手法に基づき検知・判別したソーシャルイベントを,以下のフォーマットで表現する.

• S={stay\_density,field\_id,subfield\_id,asemble\_time,avellage\_distance}

stay\_densityは滞留人密度の示し、群の規模の情報を表す。また、field\_id,subfield\_idは、実世界のどこでソーシャルイベントが検知されたかの位置情報を表す。実世界における位置情報は、緯度経度とマッチングされたフィールドIDと、そのフィールド内のどの地点なのかを示すサブフィールドIDによって表現される。asemble\_timeは群の形成に要した時間を示し、群がどのくらいの時間をかけ形成されたのか、形成され続けているの

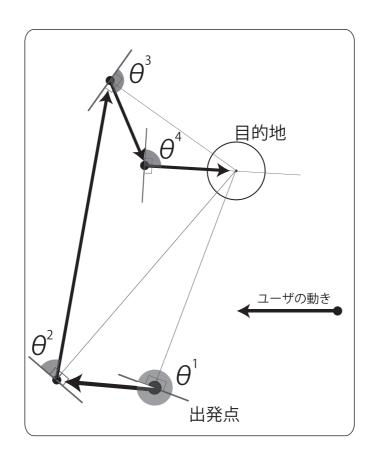


図 3.4 移動距離の計算

かを表す。avellage\_distanceには,群を構成するユーザの移動距離の平均が格納される。avellage\_distanceの情報は,群を構成しているユーザが近隣のユーザのみによって形成されているのか,遠方のユーザも含み構成されているのかなど,群を構成しているユーザがどのような場所から集まり群を構成しているのかを表す。

本研究では,これらの要素によりソーシャルイベントの情報の表現を行う.

## 3.4 本章のまとめ

本章では、ソーシャルイベントを判別するためのアルゴリズムについて述べた.最初に、群検知手法と群の検知に用いる、滞留人密度と進行方向ベクトルの交点の2要素についてを述べ、次にソーシャルイベント判別手法と、判別に用いる群の形成に要する時間と群を構成するユーザの移動距離平均の2要素について述べた.そして最後に、本研究におけるソーシャルイベントの表現方法についてを述べた.

# 第4章

# 設計

本章では,本研究における設計について述べる.まず,最初に本研究における想定環境について述べ,その後に機能要件とシステム構成について述べる.

# 4.1 想定環境

ユーザは,位置情報を測定可能な機能が搭載されたモバイル端末を所持しており,各ユーザ の位置情報を取得し利用することが可能な状況を想定している. このような想定環境下で.ユー ザの所持するモバイル端末から位置情報を取得し , 位置情報を用いて群の形成の検知と群形 成の原因となったソーシャルイベントの判別を行うためのシステムの設計について述べる. また、従来の位置情報測定技術の中で、様々なモバイル端末において利用が可能な技術と してGPSやwi-fiを利用した位置情報の測定技術が考えられる. GPSを用いた位置情報の測 定は様々なモバイル端末に広く搭載されており、特にもっとも普及率の高いプラット フォームである携帯電話では原則としてGPSの搭載が必須となっている. また, wi-fiから位 置情報を測定するための技術としてPlaceEngine.[4]やSkyHook.[5]等がある. これらは ,様々 なプラットフォームで容易に利用することが出来,モバイル端末上からも使用することが 可能である。GPSを用いた位置情報測定技術は、GPS衛星との通信が行える環境であれば 様々な場面で利用することが可能である. しかし , GPSは多くの場合に屋内で用いることが 出来ず、仮に屋内で用いることが出来たとしても屋外で位置情報を取得した場合と比較す ると精度が大幅に低下してしまう. 一方, wi-fiを用いた位置情報の測定では,アクセスポイ ントのIPアドレスに位置情報を予め紐付けて登録しておけば屋内でもIPアドレスを元に位 置情報を取得することが可能である. しかし, スマートフォンなどの一部のモバイル端末で はwi-fiを利用することが可能となっているが , 最も利用されていると考えられる携帯電話 の中では一部の機種でしかwi-fiを利用することが出来ず,汎用性に問題があると考えられ る。また、屋外においての位置情報の測定精度はGPSに劣ることが考えられる。これらの手 法においては一長一短でどちらにもメリット・デメリットが存在するが,本研究においては より汎用性が高く様々なモバイル端末でほぼ標準的に利用が可能なGPSを用いて位置情報 の取得を行うことを想定する.

# 4.2 機能要件

本システムにおいて,ユーザの所持するモバイル端末から取得した位置情報を用いて, ソーシャルイベントの検知と判別を行うために必要となる機能要件を以下に示す.

#### 1. 位置情報取得機能

ユーザの持つモバイル端末から位置情報を取得するための機能.

#### 2. 群検知機能

各ユーザから取得した位置情報を元に群が形成されているかを判別し,検知するための機能.

#### 3. ソーシャルイベント判別機能

群検知機能で,群の形成が検知された際に位置情報を元に,どのように群が形成されたのかを判別しソーシャルイベントの種類を判別するための機能.

#### 4. アプリケーションインタフェース

ソーシャルイベント判別機能により,判別されたソーシャルイベント判別情報を様々なアプリケーションで利用可能な形にして,ソーシャルイベント情報をアプリケーションへと提供するための機能.

#### 4.2.1 位置情報取得機能

位置情報取得機能は,ユーザの持つモバイル端末から一定時間ごとに定期的に位置情報の取得を行う. 取得された位置情報は,ネットワークに接続可能なときにのみ外部サーバへと送信される. また,ネットワークへの接続が不可能な場合に位置情報はモバイル端末内のデータベースに蓄積され,ネットワークに接続が可能になった際に送信される. 送信された位置情報は,外部サーバ上のデータベースに保存され,時系列に管理される.

#### 4.2.2 群検知機能

群検知機能は,各フィールド上の監視を行い,3章で述べた群検知手法に基づき群の形成の 検知を行う. 群の形成の検知に必要な"ユーザの移動方向ベクトルの交点","滞留人密度" は,外部サーバ上で時系列に管理された各ユーザの位置情報から計算され,取得される.

### 4.2.3 ソーシャルイベント判別機能

ソーシャルイベント判別機能では,群の検知が行われた際に,3章で述べたソーシャルイベント判別手法に基づき群形成の原因となったソーシャルイベントの判別を行う,ソーシャルイベント判別に必要な "群の形成に要する時間","ユーザの移動距離の平均"は,外部サーバ上に保存された各ユーザの位置情報から計算され,取得される.

### 4.2.4 アプリケーションインタフェース

ソーシャルイベントの判別情報を利用することで実現するアプリケーションの例として,本論文の2章5節の"ソーシャルイベントの分類とユーザ支援"で挙げた以下のようなユーザ支援アプリケーションを想定している.

- ナビゲーション
- ユーザへの情報配信
- セキュリティ支援
- 場の意味付け

これらのような,アプリケーションを開発可能とするためにソーシャルイベントの判別情報をアプリケーションで利用可能な形で提供するためのインタフェースが必要となる.アプリケーションインタフェースは,本システムで判別したソーシャルイベントの情報を,群の構成人数,ソーシャルイベント形成地点,群の形成に要する時間,群構成ユーザの平均移動距離,というフォーマットでアプリケーションへと提供する.

# 4.3 システム構成

図4.1に本システムのシステム構成を示す.

- 位置情報取得モジュール ユーザの所持するモバイル端末上で動作し、GPSによる位置情報の取得を行う. 取得された位置情報は外部サーバ上の位置情報保存データベースに保存され時系列に管理される.
- 滞留人密度計算モジュール 位置情報保存データベースに保存された,位置情報から滞留人密度の計算を行う.計 算された滞留人密度は,群検知モジュールに送られ群の検知に利用される.
- 進行方向ベクトル交点計算モジュール 位置情報保存データベースに保存された,位置情報から各ユーザの進行方向ベクトル の交点の計算を行う. 計算されたユーザの進行方向ベクトルの交点は,群検知モ ジュールに送られ群の検知に利用される.

#### ● 群検知モジュール

群検知モジュールは,滞留密度計算モジュール,進行方向ベクトル交点計算モジュールより送られてきた,滞留人密度と各ユーザの進行方向の交点を監視し,群の検知を行う.群の形成の検知が行われた場合,群を構成するユーザの情報を取得し,群の検知情報と併せてソーシャルイベント判別モジュールへと送信する.

### • ソーシャルイベント判別モジュール

ソーシャルイベント判別モジュールは,群の形成に要する時間とユーザの移動距離の平均の2要素を用いて,群形成の原因となったソーシャルイベントの判別を行う.群の形成に要する時間とユーザの移動距離の平均の2要素の情報は,群検知モジュールより群の検知情報が送信されてきた場合に,本モジュール内で計算される.ソーシャルイベントの判別情報は,アプリケーションインタフェースへと送信される.

### • アプリケーションインタフェース

アプリケーションインタフェースは,ソーシャルイベントの判別情報を外部のアプリケーションで利用可能な形へと成形してアプリケーションへと提供する.アプリケーションへは,群の構成人数,ソーシャルイベント発生地点,群の形成に要した時間,群構成ユーザの平均移動距離の4つの情報が提供される.

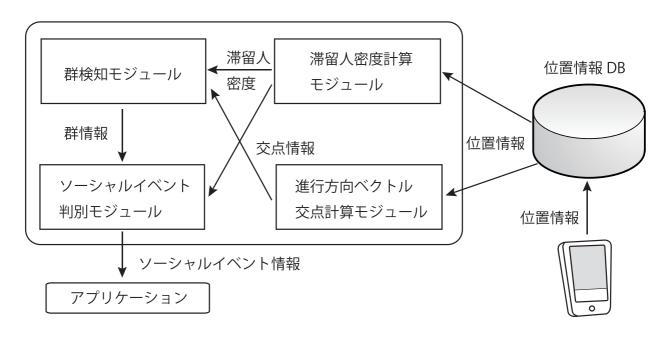


図 4.1 システム構成図

# 4.4 本章のまとめ

本章では、群情報からソーシャルイベントを判別するためのシステムの設計についてを述べた.機能要件として、位置情報取得機能、群検知機能、ソーシャルイベント判別機能、アプリケーションインタフェースの4つを挙げ、それぞれの機能についての説明を述べた.また、その後にソーシャルイベントの判別情報を利用したアプリケーションの例についてを述べた.また、本システムを構成するモジュールについての説明を述べた.

# 第5章

# 実装

本章では、ソーシャルイベント判別アルゴリズムの構築に用いたシミュレータの実装について述べる。まず、シミュレータの実装概要について述べ、次にシミュレータの実装環境について述べる。その後に、ソーシャルイベント判別アルゴリズムのソフトウェア構成について実際のソースコードに触れながら説明する。

## 5.1 実装概要

本研究で提案した,ソーシャルイベント判別アルゴリズムの実装を行った。また,実世界においてモバイル端末を用いて,大規模な位置情報の収集と解析を行うことは非常に困難である。そこで,位置情報の生成のためにJavaAppletを用いてシミュレータの実装を行った。以下の図5.1にシミュレータの実際の動作例を示す.

## 5.2 実装環境

シュミレータの実装環境を以下に述べる。実装PCにはTOSHIBA dynabook RX3 SM240E/3HD を利用し, OS: Microsoft Windows XP Professional Version2002, CPU: Intel(R) Core(TM) i5 CPU M520 @2.40GHz,メモリ:2.85GB RAM,HDD: 128GBの実装環境でシミュレータの実装を行った。また、シミュレータの実装言語にはJAVA言語を使用した。シミュレータの実装環境を以下の表5.1にまとめた。

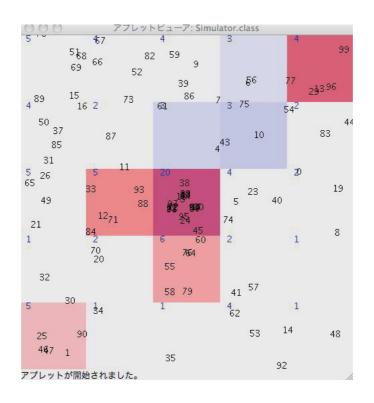


図 5.1 シミュレーター動作図

PC 名	TOSHIBA dynabook RX3 SM240E/3HD			
OS	Microsoft Windows XP Professional Version2002			
CPU	ntel(R) Core(TM) i5 CPU M520 @2.40GHz			
メモリ	2.85GB RAM			
HDD	128GB(SSD)			
仕様言語	JAVA			

表 5.1 シミュレータ実装環境

## 5.3 ソフトウェア構成

本節では,シミュレータのソフトウェア構成について述べる.本論文の4.2で述べた,機能要件の流れに沿いながら実際のソースコードを交えて実際の処理についての説明を行う.

#### 5.3.1 シミュレータ

シミュレータが起動されると、500pixel\*500pixelのウィンドウが生成される。ウィンドウ内のXY座標はシミュレータにおける位置座標として利用される。

また,シミュレータ内でユーザの役割を担うClassとしてRobotClassを作成した. RobotClassの内部には,実世界での位置情報に対応するシミュレータ内のXY座標や,現在の移動方向,robotを識別するためのID,などのパラメータが保持される. シミュレータ上では,作成されたフィールド内を実世界のユーザの代わりとして図5.1のように,RobotClassによって作成された数字で表されたrobotが移動を行う.

robotの移動にはMove()メソッドが用いられる. Move()メソッドは通常時,目的地を持たないユーザの動きを想定し各robotをランダムに移動させる. また,シュミレータ上の座標でマウスがクリックされた際には,クリックされた座標でソーシャルイベントが発生したと想定し,robotをその座標に向かい移動させる.

また,2章で述べたように実世界における群の形成パターンには様々な種類が存在する. そこで,目的座標までのrobotの移動パターンを以下の3種類設定しMove()メソッドの実装を行った.

- 移動パターン1 ランダムに選択されたrobotが設定された数のrobotが目的座標に向かい移動を行う.
- 移動パターン2 ランダムに選択されたrobotが設定された数のrobotが,3段階に時間をずらして移動 し,徐々に目的座標へと向かう.
- 移動パターン3指定座標の周囲にいるrobotのみが,目的座標へ向かい移動する.

また,ソーシャルイベントの判別を行うためには,位置情報の取得を行う必要がある. robotの保持する位置座標は,

- getx()メソッドrobotが保持するX座標の値を取得する.
- gety()メソッドrobotが保持するY座標の値を取得する.
- move(double xnew,double ynew)
   robotが移動し,XY座標が変更された際に,robotの保持するXY座標パラメータを更新する.

の3つのメソッドによって必要に応じて取得・更新される.

#### 5.3.2 群の検知

本節では,シミュレータ上における群検知機能の動作について述べる.

#### 滞留人密度の取得

滞留人密度の取得は各サブフィールドの滞留人密度を管理するクラスであるDensityClassによって行われる.滞留人密度の計算は、DensityClass内のメソッドDensityCalc()によって、RobotClassで定義されているisInSameLocationIDパラメータを用いて行われる.isInSameLocationIDパラメータはboolean型の変数で、robotの現在のXY座標に対応するサブフィールドIDが、移動前のXY座標に対応するサブフィールドIDと一致しているかを表す。isSameLocationIDの更新は、Robotクラス内のmove()メソッドが呼ばれた際に行われ、一致していればtrue、一致していなければfalseが代入される。trueフラグが立っているrobotを、同じフィールドに一定時間以上留まっていたと認識し、滞留人密度としてカウントする。計算された、滞留人密度はDensityクラスの内部クラスDensityDataClassによってArrayList型のリストであるDensityDataListに格納される。格納されたサブフィールド毎の滞留人密度は、

DensityクラスのメソッドであるgetStayRobotsCountById()によって必要に応じ取得される. ソースコード5.1は,DensityCalc()メソッドの一部であり,各サブフィールドの滞留人密度をDensityDataListに格納する処理を行っている部分である.

#### ソースコード 5.1 DensityCalc()

```
public int[] DensityCalc(int[] DensityData,int[] stayRobotlist){
     //各サブフィールドの滞留人密度をDensityDataListに格納
2
  for(int subfialdNum=0; subfialdNum<25; subfialdNum++){</pre>
    Integer FieldID=new Integer(subfialdNum);
4
    Integer Density=new Integer(DensityData[subfialdNum]);
5
    //滞留人密度をStayRobotNumに格納
6
    Integer StayRobotNum=new Integer(stayRobotlist[subfialdNum]);
7
    boolean isItemIn=false;
     //リスト内の滞留人密度の更新処理
       for(int j=0;j<DensityDataList.size();j++){</pre>
10
         if (DensityDataList.get(j).getID() == FieldID) {
11
     DensityDataList.get(j).setcount(Density);
12
     DensityDataList.get(j).setStarRobotsCount(StayRobotNum);
13
       isItemIn = true;
         break:
15
    }
16
  }
17
     //リスト内に滞留人密度が記憶されていない IDが あれば記憶する
18
     if(isItemIn == false){
19
     DensityDataList.add(new DensityData(i,Density,StayRobotNum));
     }
21
22
```

#### 進行方向ベクトルの交点の計算

各robotの進行方向ベクトルの交点の計算は,CalcIntersection()メソッドによりrobotの保持する現在のXY座標と移動前のXY座標を利用し行われる.CalcIntersection()メソッドは,各robotの進行方向ベクトルを割り出し,X座標,Y座標のいずれかがフィールドの終端に辿りつくまでベクトルを延長するための計算を行う.また,同時に延長されたベクトルが通過するサブフィールドのIDの取得を行う.延長されたベクトルがどのサブフィールドを

通過するかの判定は、robotの現在座標がどのサブフィールド内に属すかを判定する Location\_check()メソッドを用いて行われる. 延長ベクトルが各サブフィールドを通過した合計回数は、サブフィールドIDと紐づけられてArrayListに格納される. 通過された合計回数がより多い、サブフィールドをベクトルの交点となったサブフィールドと判定する.

#### 群形成の検知

DensityCalc()メソッドとCalcIntersection()で取得された,進行方向ベクトルの交点と滞留人密度の情報は,Draw\_idclassに送られる.Draw\_idclassは,進行方向ベクトルの交点と滞留人密度の情報を重ね合わせ,群が形成されているサブフィールドを判別するクラスである.シミュレータ上では,それぞれの要素で上位5番目までのサブフィールドを群の形成予測地点として,赤と青のいずれかの色で塗りつぶして表示する.赤色で塗りつぶされた地点が滞留人密度,青色で塗りつぶされた地点がベクトルの交点の上位フィールドである.また,両方が重なり紫色で表示されているサブフィールドが群の形成されている可能性が高いサブフィールドである.それぞれ色が濃いほどより上位のフィールドであることを示している.

### 5.3.3 ソーシャルイベント判別

本節では,シミュレータ上におけるソーシャルイベント判別機能の動作について述べる.

#### robot の平均移動距離の計算

平均移動距離の計算は、calcDistance()メソッドにより行われる。calcDistance()メソッドの内部では、CalcSetClassが呼ばれ進行方向の計算が行われる。以下のソースコード5.2は、robotの進行方向と移動距離の計算部分である。

ソースコード 5.2 calcDistance()

```
//移動距離の計算を行うメソッド
public void calcDistance(){
for(int i=0;i<robots.length;i++){//ロボットの総数を取得

//ロボットが停止しているかの判定
if(robots[i].get_WalkingStatus()==false){
if(robots[i].getIsCalcDone()==false){
//停止していた場合にVectorData_listから移動履歴を取得
ArrayList<VectorData_list> list = robots[i].getVectorData_list();
//移動履歴を遡り進行方向角度を算出
for(int j=0;jlist.size();j++){
```

```
list.get(j).setTransformedDirectionDigree
11
       (CalcSet.getDegreeFromOTo360WithCoordinateTransform
12
        (robots[i].getDestination_X(), robots[i].getDestination_Y(),
13
         list.get(j).getOldXdata(), list.get(j).getOldYdata(),
14
     list.get(j).getXdata(), list.get(j).getYdata()));
15
16
     //目的地への移動開始地点の割り出し
17
    int startMovingNum=0;
18
    int counter=0;
     for(int j=0; j<list.size(); j++){
20
       if(list.get(list.size()-1-j).
21
         getTransformedDirectionDigree()>180){
22
       counter++;
       }else{
24
         startMovingNum=list.size()-1-j;
25
           counter --;
26
             if (counter < 0) { counter = 0; }
27
       }
28
       //移動距離を計算する
29
         if(counter==5){
30
     double s_x = list.get(startMovingNum).getXdata();
31
     double d_x = list.get(list.size()-1).getXdata();
32
     double s_y = list.get(startMovingNum).getYdata();
33
     double d_y = list.get(list.size()-1).getYdata();
34
       robots[i].setMovedDistance(Math.sqrt(((Math.pow(d_x-s_x, 2)
35
         +Math.pow(d_y-s_y, 2))));
36
             break:
37
       }
38
             }
39
```

calcDistance()では、robotの移動が停止した時点からRobotClassの内部に保持されている移動履歴を遡って進行方向の計算を行い、目的地への移動開始地点を判別する。その後、各robotの移動開始地点から目的地までの距離を割り出し、そこから平均移動距離の算出を行う。

#### 群の形成に要した時間の取得

群の形成に要した時間は,EventMonitorClassによって取得される。EventMonitorClassでは,スレッド処理が行われ各サブフィールドの滞留人密度の監視を行う。EventMonitorClass内では,現在の滞留人密度と直近の滞留人密度がそれぞれfield\_stay\_density変数とOldfield\_stay\_density変数に記憶される。これらの変数は,各サブフィールドの増加傾向の判定を行うtime\_calc()メソッド内で利用され,各サブフィールドの滞留人密度の増加傾向の判別に用いられる。EventMonitorClass内には,時間の計測を行うためのフラグとして変数assemble\_checkが定義されている。変数assemble\_checkには,増加傾向がある場合はtrue,増加傾向がない,或いは収まった場合にはfalseが代入され,assemble\_checkがtureからfalseに代わるまでの間,群の形成が行われていると判断され時間の計測が行われる。

## 5.4 本章のまとめ

本章では,実装についてを述べた.まず最初に,シミュレータの実装概要と実装環境について述べた.その後,ソーシャルイベント判別アルゴリズムのソフトウェア構成についての説明を行った.

# 第6章

# 評価

本章では,本研究の評価方針について述べ,その後,評価結果についてを述べる.最後に,本章のまとめについて述べる

## 6.1 評価方針

本節では,本研究における評価方針についてを述べる.まず,評価環境についてを述べ, その後,評価項目についてを述べる.

### 6.1.1 評価環境

本研究で提案したソーシャルイベント判別アルゴリズムの有効性を示すため,シュミレーション上にソーシャルイベント判別アルゴリズムを実装し,動作させソーシャルイベントの判別が可能か評価を行った.

#### 6.1.2 評価項目

本研究で提案したソーシャルイベント判別アルゴリズムは,(1)群の検知,(2)ソーシャルイベントの判別の2段階で構成されている. そこで,本研究で提案した手法に基づき,実際にソーシャルイベントの判別を行えるのかを確かめるため

- ●群の検知
- ソーシャルイベント判別

の2つのアルゴリズについて評価を行った.

#### 群検知アルゴリズム

シュミレータ上の指定したサブフィールド内に100体のロボットのうち20体が群を形成するパターン,40体が群を形成するパターン,60体が群を形成するパターン,80体が群を形成するパターンの4つのパターンで群を形成させ,サブフィールド内の滞留人密度と各口ボットの進行歩行ベクトルの延長に位置した回数を,群が形成される前の平常時の状態と群形成がサブフィールド内で行われた後の状態でそれぞれ取得する.取得したそれぞれのパターンの滞留人密度と各ロボットの進行歩行ベクトルの延長に位置した回数を比較し,"滞留人密度","進行方向ベクトルの交点"の2要素と群形成の相関性と,本手法によるこれら2要素を用いた群の検知手法の妥当性についての評価を行う.

#### ソーシャルイベントの判別

本研究で提案した手法において,実際にソーシャルイベントの判別と分類が可能か評価を行う.シュミレータ上のロボットの移動・群の形成パターンとして以下の3つの移動・群の形成パターンの実装を行った.

パターン1

ランダムに選択されたロボットが三段階に分かれ,徐々に集合し群の形成を行う.

パターン2

選択された座標の付近のロボットのみが、移動を行い群の形成を行う.

パターン3

ランダムに選択されたロボットが,選択された座標へと移動を行い群の形成を行う.

本手法では,ソーシャルイベントの判別を"群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"の2要素を用い,各要素はそれぞれ,滞留人密度の増加傾向と各ロボットの進行方向の角度から取得を行う.各パターンにおける滞留人密度の遷移と,ロボットの進行角度の遷移を取得し,本研究における"群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"の取得方法が妥当性と各要素と群の形成パターンの相関性を評価する.

また,これら3つのパターンにおいて実際に"群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"を取得し,各パターンとこれら2要素の数値の比較を行い,"群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"の2要素から群の形成パターンが正しく判別できるかの評価を行う.

### 6.2 評価結果

本節では、評価の結果についてを述べる. 初めに、群検知アルゴリズムの評価結果についてを述べる. その後、ソーシャルイベント判別アルゴリズムの評価結果についてを述べる.

#### 6.2.1 群検知アルゴリズムの評価結果

シュミレータ上の,指定したサブフィールド(サブフィールドID:7)に群を形成させ,群を形成するロボットが20体の場合,40体の場合,60体の場合,80体の場合,それぞれで群形成前と群形成後のサブフィールドID:7の各ロボットの進行歩行ベクトルの延長に位置した回数の平均と滞留人密度の平均を計測した.その結果を以下の表6.1と表6.2に示す.

いずれの場合においても,群形成前と比較し,群の形成後において滞留人密度,進行歩行ベクトルの延長に位置した回数の顕著な増加がみられた.表6.1,6.2の結果から,群の形成が行われたサブフィールドの滞留人密度,進行歩行ベクトルの延長に位置した回数は,群

	20 体	40 体	60 体	80 体
平常時(回)	19	13	7	20
群形成時(回)	33	44	67	87

表 6.1 ベクトルの交点

	20 体	40 体	60 体	80 体
平常時 (体)	11.4	3	2	6
群形成時 (体)	23	42	61	86

表 6.2 滞留人密度

の形成が行われていないサブフィールドに比べ明らかに高い数値を示した.この結果から,群の形成と"滞留人密度","ユーザの進行歩行ベクトルの交点"の2要素の間には相関があると窺える.また,群を構成するロボットが多い場合においても,少ない場合においても2要素と群の形成の相関は継続していることが評価結果から読み取れる.

よって群を形成するユーザが少ない場合,多い場合に関わらず本手法によりシュミレータ上では,群の検知が正しく行えるといえる.

#### 6.2.2 ソーシャルイベント判別アルゴリズムの評価結果

シュミレータ上の,指定したサブフィールド(サブフィールドID:7)に群を形成させ,実装した3つのパターンで群が形成されるまでの滞留人密度の遷移を計測し,グラフ化して表示した. 縦軸はID:12番内のサブフィールド滞留人密度,横軸はロボットの移動メソッドの呼び出し回数で表されるシュミレータ上の時間経過である. その結果を以下の図6.1に示す. 図6.1のグラフに示したように,各パターンにおいて群形成中には滞留人密度の顕著な増加傾向が見られた. 周囲にいるロボットのみが集まり,時間をかけずに群の形成が行われるパターン2では,103回目の移動メソッドの呼び出しから121回目の移動メソッドの呼び出しにかけて滞留人密度が急激な増加傾向を示していることがグラフから読み取れる. 移動パターン3のグラフでは,127回目前後から199回目にかけてロボットが群形成を行った様子が表れている. 時間をかけてロボットが集まり群を形成するパターン1のグラフでは,31回目から217回目にかけて,緩やかな増加傾向を読み取る事ができる. このように,滞留人密度の遷移を表した各グラフからロボットの移動パターンに応じた,群形成の様子を読み取ることが出来た. よって,滞留人密度の遷移傾向から群の形成に要した時間を取得することが出来るといえる.

	移動パターン 1	移動パターン2	移動パターン3
移動距離平均	223.99	94.52	201.73
形成時間平均 (milisec)	12062.4	1887	8553.8

表 6.3 ソーシャルイベント判別

また,それぞれのパターンにおいてランダムに選出したロボット1体の進行角度の遷移を 計測し , グラフに表した. 縦軸はロボットの目的に対する進行方向角度 , 横軸ははロボット の移動メソッドの呼び出し回数で表されるシュミレータ上の時間経過である. その結果を図 6.2に示す.シュミレータ上でのイベント発生仮定地点の付近にいるロボットのみが集まる 移動パターン2のグラフでは,それまで0°から350°付近を遷移していた進行方向角度が97 回目付近から0°から180°の範囲に収束しロボットが目的地に向かい移動を開始した事が 読み取れる. 同様に,移動パターン3では73回目付近で,移動パターン1では193回目付近か らロボットが目的地に向かい移動し始めた様子を読み取ることが出来る. しかし,移動パ ターン3と移動パターン1ではグラフから目的地に移動を開始したタイミングの差を読み取 ることはできるが,移動距離に関しては明確な差を読み取ることが出来ず,群の形成パ ターンの差をグラフから読み取ることは出来なかった.また,移動パターン2ではイベント |発生仮定地点の付近にいるロボットのみが群を形成するため , 移動パターン1と3に比べ移 動距離が短くなるはずである.グラフ上の移動パターン2と移動パターン1,3を比較する と,実際に移動パターン2がその他の移動パターンと比べ少ない移動回数で群を形成してい る様子を読み取ることが出来る. このように , 各グラフからロボットの移動パターンに応じ た,移動距離の差を読み取ることが出来る.よって,進行方向角度の遷移から正しく移動距 離が算出出来ているといえる.

それぞれの移動パターンにおいて5回ずつ測定を行い,実装したアルゴリズムに基づき "群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"の平均値を取得した。その結果を以下 の表6.3に示した。表6.3の結果より,移動パターン1では時間をかけた集合が検知できており,また移動パターン2では移動距離が短いロボットが集合している様子が検知できた。また,移動パターン3では移動距離の平均がパターン2と似ている場合でも,ロボットの集まり方により群形成がなされるまでの時間に差が生じ,集まり方の差を検知することが出来ることを示した。よって,シミュレータ上ではロボットの集合パターンが実装したアルゴリズムによって検知ができていることが分かる。



図 6.1 群形成に要する時間

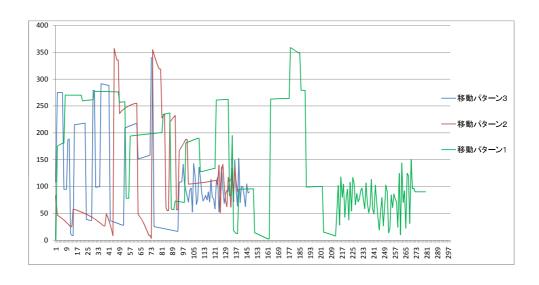


図 6.2 ユーザの移動距離平均

## 6.3 本章のまとめ

本章では,実装したシュミレータ上において位置情報を生成し,提案したソーシャルイベント判別アルゴリズムの評価を行った. 群の検知アルゴリズムとソーシャルイベントアルゴリズム,それぞれにおいて評価を行い,"滞留人密度"と"進行方向ベクトルの交点"の2要素と群形成における相関性と,"群形成に要する時間"と"ユーザの移動距離平均"から群

の形成のされ方を判別することが出来るのかを検証した. 結果として,本手法に基づきシュミレータ上に実装した3種類の群の形成パターンを判別することが出来た.

# 第7章

# 結論

本章では,まず本論文のまとめについてを述べる. そして最後に,これまでの研究で明らかになった現状の課題と今後の展望についてを述べる.

## 7.1 まとめ

本研究では,個人の位置情報を集積した,群の情報を解析し群の形成要因となるソーシャルイベントを判別するための手法を提案した。本手法は,(1)群の検知と(2)ソーシャルイベントの判別の2段階から構成される。群の形成の検知は,一定時間以上同じサブフィールド内に滞在したユーザの人数を表す滞留人密度と,各ユーザの進行方向のベクトルの交点に位置するサブフィールドの情報から行われる。また,群の検知情報を元にし,ソーシャルイベントを群の形成に要された時間と各ユーザの移動距離の平均に基づき4つのタイプに分類・検知する。

実世界で群が形成されることにより、混雑による移動時間の増加や精神的な疲労といった負担をユーザに強いてしまう。また、群の形成要因となったソーシャルイベントの種類に応じ、ユーザの求める支援も異なる。そのため、現状の位置情報取得技術だけで多様なユーザの欲求を満たす支援を行うことは非常に困難である。

本手法によって、実世界で群の形成要因となるソーシャルイベントの分類と検知を行うことにり、群の発生により引き起こされる社会的な悪影響の緩和や、ソーシャルイベント毎に異なるユーザの多様な欲求に応じた支援を行うことが可能となる。本論文では、本研究により実現可能となるユーザ支援の例として、群の検知情報を利用したナビゲーションやソーシャルイベントの判別情報を用いたユーザへのイベントの種類に応じた情報配信、ソーシャルイベントの発生履歴を用いた場の意味付けといったアプリケーション例を挙げた。また、本研究で提案したソーシャルイベント判別アルゴリズムの有効性を示すため、任意に多人数の位置情報を生成するシュミレータの実装し、ソーシャルイベント判別アルゴリズムの評価を行った。シュミレータ上では、ユーザの代替となる数字で表されたロボットがランダムに移動し、位置情報を生成する。また、任意の地点をクリックした際に、その座標でソーシャルイベントが発生したと想定し、ロボットをその座標に向かい複数のパターンで移動させ、群を形成させる・

本研究で提案したソーシャルイベント判別アルゴリズムは,(1)群の検知と(2)ソーシャルイベントの判別の2段階で構成されるため,(1)群の検知と(2)ソーシャルイベントの判別の評価をそれぞれ行った。(1)群の検知の評価では,100体のロボットのうち20体が群を形成する場合,40体が群を形成する場合,60体が群を形成する場合,80体が群を形成する場合,のそれぞれの場合で,群の形成前と形成後の"滞留人密度"と"進行方向ベクトルの交点"の取得を行った。取得した2つの要素と群の形成における相関性を検証し,本手法において群の検知が正しく行えるかを評価した。また,(2)ソーシャルイベント判別の評価として,3つの異なる移動・群形成のパターンを実装し,シュミレータ上で"群の形成に要する時間"と

"ユーザの移動距離平均"から正しく群の集合パターンの判別が可能か評価を行った.パターン1は、ランダムに選択されたロボットが時間を掛けて集合し、パターン2は、群形成座標の付近にいるロボットのみが集合する.また、パターン3は、ランダムに選択されたロボットが集合する.各パターン5回ずつ、群の形成までに要した時間とユーザの移動距離平均を取得し、それらの平均値を算出した.評価の結果として、パターン1では時間をかけた集合が検知できており、またパターン2では移動距離が短いロボットが集合している様子を検知することがごきた.よって、シュミレータ上では本手法においてロボットの集合パターンを検知することが出来たといえる.

## 7.2 現状の課題と今後の展望

評価の結果より,本研究で提案した手法においてソーシャルイベントの検知・判別を行うことが可能であることを示した.本論文では実世界で大規模かつ多人数の位置情報の収集が困難であったため,実際にユーザの所持するモバイル端末からではなく,実装したシュミレータ上で位置情報を生成しアルゴリズムの評価を行った.しかし,本来はユーザの所持する携帯電話などのモバイル端末から位置情報を取得・解析し,ソーシャルイベントの検知と判別を行うことを想定している.そのため,今後はモバイル端末を用い実際に位置情報の収集を行っていく.

また,実世界でのソーシャルイベント判別を行うにあたり,今までの研究過程から以下の課題が考えられる.

#### フィールドとサブフィールドの区切り

今回の研究では,実装したシュミレータ上のXY座標を利用し,サブフィールドの区切りとした.実世界において,ソーシャルイベントの判別を行うためには実世界のユーザの移動範囲と群の形成規模などから,最適なフィールドとサブフィールドの区切り方を考える必要があると考えられる.

### ● ユーザの移動経路

実世界では、建物があり目的地に向かい一直線に移動出来なかったり、目的地に向かい移動経路が一直線に伸びていない場合が想定される。そのため、実世界でのユーザの動きは今回シュミレータ上に実装した移動パターンとは、異なる動きが含まれると考えられる。そのため、ユーザの進行方向ベクトルの取得アルゴリズムや移動距離算出アルゴリズムを実世界でのユーザの動きに適応させる必要がある。

今後は,実世界でのソーシャルイベントの検知を実現するためにこれらの課題を解決し, モバイル端末を用いた実世界での本手法の評価を行っていく.

# 謝辞

本研究の機会を与えてくださり,絶えず丁寧なご指導を賜りました,慶應義塾大学環境情報学部教授徳田英幸博士に深く感謝致します.また,貴重なご助言を頂きました慶應義塾大学環境情報学部准教授高汐一紀博士や,慶應義塾大学政策・メディア研究科講師中澤仁博士に深く感謝致します.

また,慶應義塾大学徳田研究室[2]のファカルティの方々や,諸先輩方には折に触れ貴重なご助言を頂き,また多くの議論や指導の時間を割いて頂きました.

また,私生活,研究生活の両面において支えてくれた両親を始めとする家族,大学入学から今に至るまでの長い近い付き合いになる田中真生氏や狩野将人氏,藤沢勇輔氏を始めとする多くの暖かい仲間に感謝致します.

中でも,慶應義塾湘南藤沢中・高等部から大学卒業までの10年間を共に過ごし,同じ徳田研究室内の学生として切磋琢磨しながら今日まで共に頑張ってきた西和也氏に感謝致します.

同じ研究グループとして長い時間を共に過ごしお互いの研究を刺激し合った,中原洋志氏,堀川哲郎氏,研究の日々を共に過ごしたmove!研究グループ[3]の親しくしてくれた先輩である米川賢治氏や野沢高弘氏,荒木貴好氏,本田倫夫氏を始め多くの先輩や後輩達に感謝の意を表し,特に徳田研究会に所属してから今日に至るまでの2年間お世話になり,最後に,卒業論文執筆の際に多大な助力を頂いた米澤拓郎博士には多大なる感謝と尊敬の意を表し,謝辞と致します.

2011年1月19日 丹羽 亮太

## 参考文献

- [1] Googlemap. http://maps.google.co.jp/.
- [2] Hide Tokuda Lab. http://ht.sfc.keio.ac.jp/.
- [3] move! Project. http://www.ht.sfc.keio.ac.jp/move/.
- [4] Placeengine. http://www.placeengine.com/.
- [5] skyhook. http://www.skyhookwireless.com/.
- [6] Ratti C, Pulsellu R M, Williams S, and Frenchman D. Mobile landscapes: Using location data from cell-phones for urban analysis. *B:Planning and Design*, 2006.
- [7] Francesco Calabrese, Francisco C, Pereira, and and Carlo Ratti Giusy Di Lorenzo andLiang Liu. The geography of taste: Analyzing cell-phone mobility and social events. Pervasive, pp. 22–37, 2010.
- [8] Calabrese, Ratti, Colonna, Lovisolo, and Parata. A system for realtime monitoring of urban mobility: a case study in rome. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2009.
- [9] Davies, Yin, and Velastin. Crowd monitoring using image processing. *Electron. Commun. Eng.*, 1995.
- [10] Nathan Eagle and Alex Pentland. Reality mining: sensing complex social systems. *Personal and Ubiquitous Computing*, Vol. 10, , March 2006.
- [11] Gozalez Hidalgo and Barabasi. Understanding individual human mobility patterns. Nature, 2008.

- [12] Skolnik J, Chami R, and Walker M. Planned special events economic role and congestion effects. US-DOT, 2008.
- [13] Koshak and Fouda. Analyzing pedestrian movement in mataf using gps and gis to support space redesign. The 9th International Conference on Design and Decision Support Systems in Architecture and Urban Planning, 2008.
- [14] NTTdocomo. http://www.nttdocomo.co.jp/info/news\_release/2010/11/17\_02.html.
- [15] Reades, Calabrese, Sevtsuk, and Ratti. Cellular census: Explorations inurban data collection. *IEEE Pervasive Computing*, Vol. 6, pp. 30–38, 2007.
- [16] Akio Sashima, Noriaki Izumi, and Koichi Kurumatani. Consorts: A multiagent architecture for service coordination in ubiquitous computing. Lecture Notes in Computer Science, pp. 190–216, 2004.
- [17] Zhan, Monekosso, Remagnino, and Velastin. Crowd analysis: a survey. Machine Vision and Applications, 2008.
- [18] 山中康正, 橋浦正樹, 上村進, 佐藤誠治. Bluetoothによる位置情報提供システムの開発と その評価. シャープ技報, Vol. 83, , 12 2003.
- [19] 総務省. 事業用電気通信設備規則. http://www.soumu.go.jp/menu\_news/s-news/02kiban05\_000043.html.
- [20] 総務省. 児童見守リシステム導入の手引き. http://www.soumu.go.jp/menu\_news/s-news/2009/090109\_2.html.
- [21] 総 務 省. 通 信 利 用 動 向 調 査 書. http://www.soumu.go.jp/menu\_news/s-news/2008/080418\_4.html.