

# ソーシャルメディア上の位置情報付き テキストを利用した行動分析

井上拓也<sup>†1</sup> 山田剛一<sup>†1</sup> 増田英孝<sup>†1</sup> 荒牧英治<sup>†2</sup> 中川裕志<sup>†3</sup>

本研究では、Twitter 上の位置情報付きツイートを解析し、地域による情報の差、消費行動の差、人の出入りの情報など人間の行動に関する情報を自動抽出することを目的としている。5 人の被験者を用いて、共通 50 件および個別 300 件の位置情報付きツイートを 5 つのトピック(食、買い物、イベント、居場所、移動)に分類させた。分類済みツイートから、単語の重み付けを行い、それらを用いてツイートの自動分類を試みた。

## Behavior Analysis using Texts with GPS Information on Social Media

TAKUYA INOUE<sup>†1</sup> KOICHI YAMADA<sup>†1</sup> HIDETAKA MASUDA<sup>†1</sup>  
EIJI ARAMAKI<sup>†2</sup> HIROSHI NAKAGAWA<sup>†3</sup>

We are analyzing tweets with GPS information for the purpose of automatic extraction about human activities such as the difference of region, consumer activity, comings and goings and so on. In our experiment, we let five subjects divide tweets (50 as common and 300 as separately) into five topics: eating, shopping, entertainment, whereabouts and moving. We attempted to automatic classify tweets under the topics using keyword weights from the classified tweets.

### 1. はじめに

近年、Facebook や Twitter などの SNS (Social Networking Service) が急速に発展し、これらの SNS 上には利用価値の高い情報が数多く存在する。中でも Twitter は、スマートフォンやタブレット端末の普及に伴い、より手軽に利用できるようになり、いつでもどこでも自由に発言をすることができるという特徴がある。Twitter では、ツイートに GPS の位置情報を付与して発言することもできる。

しかし、これらの位置情報付きツイートが得られても、なんのためにその場所にいるのか、次にどこへ向かうのか、それともどこから帰るところなのか等、人間の行動に関する情報は得られず、ある場所で発言された内容からどのような行動をしているのか推定したいという要求がある。

そこで本研究では、位置情報付きツイートを解析し、人々の行動(地域による情報の差、消費行動の差、人の出入りの情報など)に関する情報を自動抽出することを目的とする。秋葉原は、複数の鉄道路線が利用可能であり、飲

食店や家電量販店、各種ショップが充実しており、様々な人々が訪れる地域である。このため、手始めに分析の対象エリアとして秋葉原地域の位置情報付きツイートを対象として解析を行った。実験の手順としては、最初に 5 人の被験者にツイートの分類を行わせ、そこから得られた単語を使って自動分類を試みる。

関連研究には、ソーシャルメディアから行動属性の抽出を行う研究[1][2]や、発言を分類する研究[3]がある。また、カメラなどのセンサを用いて人間の行動分析を行う研究[4][5]は盛んに行われていて、センサデータから行動要素の分析や自動分類を行う研究[6][7]や位置を推定する研究[8]、そして、人物の動線分析を行う研究[9][10][11]があり、ステレオカメラを用いて動線抽出をする研究や[12][13]、レーザセンサを用いて、歩行者の通行人数及び通過方向を計測する研究[14]がある。これらの研究は、災害時の避難誘導計画[15][16][17]などへの応用が期待されている。本研究では、ソーシャルメディア上のテキストのみを用いて、人間の行動や動線分析を行うことを目的とする。

### 2. 研究の目的

本研究の目的は、人間の行動や移動に関する情報を得るために、ソーシャルメディア上の位置情報付きツイートの自動トピック分類を行うことである。このような情報は、店を出店する際の場所決めといった、マーケティングに有

†1 東京電機大学 未来科学部  
Tokyo Denki University, School of Science and Technology for Future Life  
†2 東京大学 知の構造化センター  
The University of Tokyo, Center for Knowledge Structuring  
†3 東京大学 情報基盤センター  
The University of Tokyo, Information Technology Center

用であり、このためカメラ等のセンサーを利用して人の流れを明らかにする研究も行われている。Twitter から発言を得ることで、人の流れを推定し、災害時の避難誘導などに応用できると考える。今回は対象地域を秋葉原に限定して研究を行ったが、将来的には位置情報が付与されていないツイートや、秋葉原以外の地域でも、同じような分類を可能にすることも視野に入れている。

### 3. 位置情報ツイートの分類

本研究の目的を実現するためには、人手によって分類された正解データが必要となる。人の行動に関するツイートの中に、あらかじめ予想されるような表現である「買った」「食べた」などの行動トピックに関する語がどれくらい出現するのか、また、単に単語ベースの解析では分類が困難な表現がどの程度存在するのかを明らかにする必要がある。そして、発言テキスト内から時系列を表現する情報が実際に得られるのかどうかも知る必要がある。これらの正解データを作成するにあたって、クラウドソーシングを用いて多数の人に正解データを作成して貰うことも考慮に入れて、人によってこれらの判断がどれくらい異なるのかも知っておく必要がある。

上述の目的のために、本実験では、あらかじめその人がどこにいるのかがわかっているツイートを用いて、そこで実際にどのような内容が発言されているのかを、あらかじめ用意した人の行動トピックごとに分類していく。被験者は日常的に Twitter を利用している情報系の大学4年生男子5名である。次節以降に、使用するデータセット、用意したトピック、実験方法について説明していく。

#### 3.1 対象としたデータセット

表1 対象とした領域の緯度経度

	緯度	経度
中心点	35.698762	139.774231
北側	35.703272	-
南側	35.694237	-
東側	-	139.779861
西側	-	139.768709

我々は、2011年7月15日から7月31日まで全国のGPS位置情報付きツイートのデータを972,765件収集している。今回は比較的来訪者の目的が絞りやすい地域として、秋葉原を調査の対象とした。このため、秋葉原駅を中心に500m四方の領域で発言されたツイートを抽出した。表1に対象とした領域の緯度と経度を示す。この条件を適用すると、10,681件の発言が得られた。このうち、「I'm at 秋葉原駅 (Akihabara Sta.) (外神田 1-17, 千代田区) w/ 10 others」のように、居場所のみを自動的に発言しているものが4,984件存在することが分かった。このような発言を排除した5,697

件を実験対象のデータセットとして定めた。

#### 3.2 トピックの設定

今回我々が対象とする情報は、人の現在地、人の流れ、その場所での行動に関するものである。そこで、表2に示すように、「どこから来て(以降, from と呼ぶ)どこへ行くのか(以降, to と呼ぶ)」「食」「買い物」「イベント」「居場所」の5種類のトピックを設定した。

さらに、「居場所」「食」「買い物」「イベント」には、「現在」「過去」「未来」といった、時系列を指定する項目を用意した。「from」「to」には、それぞれ「location」として、「秋葉原」「秋葉原内の特定の場所」「秋葉原以外の場所」「場所は不明だが離脱していることは分かる」(fromのみ)「今まさに秋葉原に到着したことが分かる」(toのみ)を選択する項目を用意した、この組み合わせによって、移動関係の細かい分類を可能にする。

表2 各トピックの定義

トピック名	定義	
食	食に関係すること(食べている, 食べた, 食べるなど)が分かる	
買い物	買い物に関係すること(買った, 安かったなど)が分かる	
イベント	イベントに参加していることが分かる	
居場所	テキストの内容から、発言者の居場所がわかる	
移動	from	今いる場所を離れることが分かる
	to	これからどこへ行くのか分かる

#### 3.3 分類実験

位置情報付きツイートを用いて、ある場所で実際にどのような内容が話されているのかを明らかにするために、ツイートの分類実験を行った。先に説明した、5人の被験者に分類を行わせた。3.1節で示した5,697件のデータから5人共通で分類を行ってもらったデータを50件、各人別々に分類を行ってもらったデータを300件、計1,550件のデータをランダムに抽出した。また、これらのデータの中には「聖地に辿り着きました (@ JR 秋葉原駅 (Akihabara Sta.))」や「お次はこちら (@ ソフマップ 本館)」などの「@」以下の情報が付与されているツイートが全708件あった、これらは、Foursquare というサービスを利用している人のツイートに付与されている。Foursquare にはゲーム性があることから、実験では、「@」以下のデータは削除する事とする。例えば、「お次はこちら (@ ソフマップ 本館)」というツイートは「お次はこちら」として扱う。これにより、場所名から行動を推定する際に、単にゲーム目的でその場にいる人を分類に含めないようにする。分類の際には、事前に

用意した、各トピックの説明、分類の判断基準などを記したガイドを配り実験を行った。

### 3.4 分類実験結果

まず、個別に分類した 1,500 件のツイートについて結果を示す。全 1,500 件の内、トピックに分類できたのは 457 件だった、それ以外の 1,043 件に関しては、どのトピックにも分類されなかったため、対象外とする。また、5 人の被験者に共通で分類させた 50 件のツイートの内、誰もトピックに分類しなかったツイートは 24 件だった。

「食」「買い物」「イベント」「居場所」の集計結果を表 3 に、「移動関係」の集計結果を表 4 に示す。

表 3 「食」「買い物」「イベント」「居場所」の分類結果

トピック	現在	過去	未来	合計
食	143	7	14	164
買い物	82	22	8	112
イベント	25	4	4	33
居場所	123	5	0	128

表 4 移動の詳細と得られたツイート数

内容	数
秋葉原から離脱, 行き先あり	15
秋葉原から離脱	14
秋葉原に行く, どこから来たかあり	1
秋葉原に来たこと, 秋葉原のどこに行くか分かる	1
秋葉原に行く	1
秋葉原の特定箇所に行く	4
秋葉原内での移動	1
秋葉原の特定箇所から離脱	2
離脱(離脱箇所不明)	40
秋葉原に到着	19

「食」「買い物」「居場所」に関しては、100 件以上分類することができ、比較的数量が多いことが分かった。「イベント」は、秋葉原ではイベントが日常的に行われているためか、どのくらいの規模のイベントについてツイートしていたら「イベント」に分類されるかを予め指定する工夫をしないと、分類自体が難しくなることがわかった。また、「食」「買い物」「イベント」に関しては、時系列の指定を分類に含めることで、分類が行いやすくなることが分かった。「移動」に関しては、秋葉原内部での移動など、細かく見ていくと、得られる数も少なくなり、分類が難しい。しかし、「秋葉原からの離脱」や、「離脱箇所は不明だが、離脱する」「今まさに秋葉原に到着した」を表しているツイートは、比較的多く得られることが分かった。

また、トピック「買い物」を例に挙げると、「新 MBA 買った!」など、「買った」といったキーワードが含まれてい

るツイートのほかに、「求めるブツはここには無かった…空振りや…」といった、キーワードだけでは分類の難しいツイートも見られた。

### 3.5 被験者の分類一致度

ツイートのトピック分類において、今後、クラウドソーシングを用いた分類も視野に入れているため、人による判定の揺れを知る必要がある。次に、5 人の被験者に共通で分類させた 50 件のツイートに対して一致度を算出した結果を示す。

#### 3.5.1 一致度の計算方法

5 人の被験者に対して、一人ずつ総当りで一致度を計算し、その平均を算出することで一致度を導き出した。その際に、

$T_{user}$ : ユーザがトピックを付けたツイートの集合

$U$ : 全てのユーザの集合

として、以下の 4 つの式を用いて計算を行う。

$$C_1(u_1, u_2) = \frac{|T_{u1} \cap T_{u2}|}{|T_{u1}|} \dots (1)$$

$$C_2(u_1, u_2) = \frac{|T_{u1} \cap T_{u2}|}{|\sum_{u \in S} T_u|} \dots (2)$$

$$\overline{C_1}(user) = \frac{\sum_{u \in (S - \{user\})} C_1(user, u)}{|S - \{user\}|} \dots (3)$$

$$\overline{C_2}(user) = \frac{\sum_{u \in (S - \{user\})} C_2(user, u)}{|S - \{user\}|} \dots (4)$$

この 4 つの式に対して、時系列を厳密に適用した場合と、時系列を考慮しない場合の結果を求めた。最終的な一致度としては、式(3)と式(4)の結果を見ることとする。

#### 3.5.2 一致度の結果

表 5 被験者の分類一致度結果

		式(3)	式(3)	式(4)	式(4)
		時系列 区別	時系列 なし	時系列 区別	時系列 なし
総合		0.46	0.61	0.33	0.43
食		0.55	0.79	0.40	0.56
買い物		0.43	0.60	0.22	0.31
イベント		0.38	0.75	0.30	0.60
居場所		0.73	0.73	0.48	0.48
移動	from	0.78	-	0.42	-
	to	0.00	-	0.00	-

先に説明した、式(3)と(4)の結果、またそれらの時系列を考慮しないで計算を行った、各トピックごとの結果を表5に示す。

また、参考として、トピック「食」の式(2)と、その時系列を考慮しなかったパターンの結果をそれぞれ表6,7に示す。

表6 トピック「食」式(2)時系列区別の結果

被験者	1	2	3	4	5
1	-	0.33	0.44	0.33	0.55
2	-	-	0.11	0.11	0.22
3	-	-	-	0.66	0.66
4	-	-	-	-	0.55
5	-	-	-	-	-

表7 トピック「食」式(2)時系列なしの結果

被験者	1	2	3	4	5
1	-	0.33	0.77	0.66	0.77
2	-	-	0.33	0.33	0.33
3	-	-	-	0.66	0.77
4	-	-	-	-	0.66
5	-	-	-	-	-

各トピックの一致度が下がった原因および解釈の違いが見られたものを見ていくと。

・食

- ・「17cmのUSB扇風機が650円で買おうか悩む」
- ・「Bambooのスタイラスなかった」

以上の2件を誤って食に分類をしている被験者が1名いた。

・買い物

- ・「@name 特に Win7 じゃないとダメとかじゃ無ければカシオのが絶対良いと思いますよ(\*`ω´)ノもっさりだしイライラするだけかとww」
- ・「@name いや、人気は全く無いと思うよww 販売意欲が無いだけかと(\*`ω´)じゃあ、なんで発売したのか謎だらけww」
- ・「東芝さん、パソコンマダ(-o-;)」
- ・「初心者台待機なう」

以上の4件を買い物に分類したのは、5人中1名のみだった。

・イベント

今回「イベント」に分類されたのが

- ・「戦国メイドカフェ&バー もののぶなう。今日は前田あずさの2周年イベント。超ひさびさの帰城です。」

の1件のみだった。

・居場所

- ・「アキバなう。快速に乗らんとす。」

以上の1件を「居場所」に分類した被験者が1名いた、またトピック「居場所」の分類では計3件の記入ミスがあった。

・移動関係

- ・「少しだけ飲んでから帰りたい」
- ・「アキバなう。快速に乗らんとす。」

以上の2件を「from」に分類した被験者は5人中1名だった。

2件どちらとも、秋葉原から離脱することを表している判断されたが、今回の実験の離脱の定義では、これから離脱することを表したものと定義してあったので、「少しだけ飲んでから帰りたい」というように、将来的に離脱することは分かるが、これから離脱するかどうか分からないものは、離脱と判断しないと、定義していた。「アキバなう。快速に乗らんとす。」に関しては、秋葉原から離脱することを表しているが、その判断が難しく、5人中1名のみ分類できた結果となった。

- ・「早く着いちゃったー」

以上の1件を「to(秋葉原着)」に分類したのは5人中1名だけだった。

このツイートは、秋葉原に着いたのかまでは表していないため、分類した人が少なかった。

3.5.3 一致度の調査、考察

「食」「買い物」「居場所」は、時系列を考慮すると一致度が下がることが分かった。よって時系列を厳密に考慮して分類することは、人間でも困難だと言ええる。50件中、各トピックに分類できた数が多くないため、解釈の違いや、誤って分類してしまった場合に、一致度を下げる原因となった。

4. ツイートの自動分類

3節で行った分類実験の結果を用い、未知のツイートに対して、自動分類を試みる。

すでに人手による分類が完了している1,500件のツイートに対し、形態素解析を行い、のべ19,198件の単語(全品詞)が得られた。その中から、自動分類に利用するために、重複する単語を取り除くと全4,558件の単語が得られた。これらの単語の、各トピックごとの出現頻度を計算し、その値を利用して自動分類を試みる。3節での分類の結果から、自動分類を試みるトピックとして、「食」「買い物」「イベント」「居場所」そして、表4から「場所不明離脱」と「秋葉原から離脱」を「離脱」とまとめ、計5つのトピックを定める。また、今回の実験では「食」「買い物」「イベント」「居場所」に対し、「現在」「過去」「未来」といった時系列に関しては、区別しないこととする。

4.1 対象としたデータセット

未知のデータとして、3.1節で説明した5,697件から、3.3節の分類で用いた1,500件と重複しないように、200件の

表 8 筆者一名による事前分類結果

トピック	分類数
食	22
買い物	21
イベント	2
居場所	15
離脱	9

表 9 式(7)における、「食」のランキング結果

語	A	$\bar{A}$	式(6)	判定
食	25	9	0.648	○
ランチ	7	0	0.629	○
麺	7	0	0.629	○
居酒屋	6	0	0.615	○
カレー	14	5	0.615	○
食べ	8	2	0.600	○
夕食	4	0	0.583	○
マック	4	0	0.583	○
チキン	4	0	0.583	○
殿	4	0	0.583	×
朝飯	4	0	0.583	○
ラーメン	6	2	0.571	○
うま	3	0	0.565	×
カールス バーグ	3	0	0.565	○
かわり	3	0	0.565	×
カオス	3	0	0.565	×
ガンダム カフェ	3	0	0.565	○
盛り	3	0	0.565	○
定食	3	0	0.565	○
大盛り	3	0	0.565	○
ごはん	4	1	0.560	○
肉	4	1	0.560	○
牛	4	1	0.560	○
アトレ	2	0	0.545	×
&	2	0	0.545	×
仲間	2	0	0.545	×
280	2	0	0.545	×
flic	2	0	0.545	×
BLT	2	0	0.545	○
26	2	0	0.648	×

データをランダムに抽出した。また、そのデータを自動分類の評価にも利用するため、事前に、筆者の一名による分類を行った。その結果を表 8 に示す。どのトピックにも分類されなかったツイートは 140 件だった。

#### 4.2 各トピックの単語の重み付け

3 節ですでに分類が完了している、1,500 件のツイートを形態素解析し、重複する単語を除いて得られた 4,558 件の単語の、各トピックごとの出現頻度を計算し、重みを付けたランキングを行い、重要な語を上位に集める。単語の出現頻度の計算方法としては、

A:あるトピックでの出現回数

$\bar{A}$ :そのトピック以外での出現回数

とすると、

$$W_1 = \frac{A}{A + \bar{A}} \dots (5)$$

$$W_2 = \frac{A + 10}{A + \bar{A} + 20} \dots (6)$$

$$W_3 = \frac{A}{A + \bar{A}} = \log A \dots (7)$$

以上の 3 パターンの式を適用して、重み付けを行った。

例として、トピック「食」における、式(6)で重みを計算し、その結果でランキングを行った結果の、上位 30 件を表 9 に示す。

また、これらの中から、そのトピックに明らかに無関係なものを、筆者の一名によって判定した結果を表 9 の判定欄に示す。

本実験では、人手による判定の結果、トピック「食」には式(6)、「買い物」に対しては、式(5)、それ以外のトピックに対しては、式(7)が最も良い結果を示していることがわかった。

#### 4.3 自動分類の結果

本実験では、位置情報付きツイートを解析し、これらの発言を自動分類することを目的としている、また、将来的には位置情報が付与されていないツイートや、秋葉原以外の地域でも、同じような分類を可能にすることも視野に入れているが、手始めに、秋葉原地域を対象とした、位置情報付きツイートの自動分類を行った。その結果を以下に示す。

トピック「食」と「買い物」では、それぞれ、先に説明した、式(6)、式(5)の値、それ以外のトピックは式(7)の値でランキングを行い、上位の単語を利用して、それらが未知のツイートに含まれていた場合、式の値をスコアに加算していく。最終的に、スコアの閾値を設定して用いること

表 10 自動分類結果

	利用する語 の上位件数	スコアの 閾値	適合率		再現率		事前分類数
食	500	0.0200	50%	(18/36)	82%	(18/22)	22
買い物	500	0.0235	41%	(14/34)	67%	(12/21)	21
イベント	20	0.0100	67%	(2/3)	100%	(2/2)	2
居場所	50	0.0800	56%	(9/16)	60%	(9/15)	15
離脱	20	0.0200	88%	(7/8)	89%	(8/9)	9

によって自動分類を行う。各トピックに対して、ランキング結果の上位 50 件を使うパターン、上位 500 件を使うパターンなど複数のパターンを実験し、スコアの閾値の微調整を繰り返す。最も結果が良かったものを、表 10 に示す。また、全てのトピックに対し、文字数の多い発言などを考慮して、スコアを発言の文字数で割ることにより、正規化した。

トピック「イベント」「離脱」は、人手による事前分類数に近い形で抽出が出来た。トピック「食」「買い物」「居場所」では、約 50%程度の適合率となった。要因としては、表現方法が多彩にあるため、ランキングにおける、語の上位件数を広く取る必要があり、その結果、無関係な発言まで分類されてしまった。トピック「居場所」には、「お茶なう」などの、「なう」が含まれているが、「居場所」とは関係ない発言も分類された。以下に、トピック「食」「買い物」「離脱」「居場所」における、自動分類出来なかった発言の一部を例として示す。

- ・食
  - ・「農協サラダなう」
  - ・「プレッツェル！」
  - ・「カフェベローチェ 岩本町店にタッチ！」
  - ・「お茶なう。」
- ・買い物
  - ・「VIERA TH-L24C3 いいね」
  - ・「26 か 32 の画質重視タイプがいいなー」
  - ・「Xperia acro さん設定待ちでーす」
- ・離脱
  - ・「適当に用事済まして御茶ノ水へ」
- ・居場所
  - ・「Cafe ルノアール ヨドバシ横なう。ここの BGM っていつもクラシックの交響曲っぽい感じだったけ？」
  - ・「ガチャボン会館のビルにきたら在庫が復活しててぐぬぬしてる」

これらの発言に共通していることは、場所名や商品名など、ランキング上位から漏れてしまった単語を含んでいる

事と、「26 か 32 の画質重視タイプがいいなー」などといった、人間には理解できるが、単語ベースでは判定が難しい表現が含まれているということである。逆にトピック「イベント」「離脱」では、難しい表現は少なく、ランキングにおける上位件数を狭く定めても分類ができた。

今回の実験で見られた単語ベースでの解析が困難な発言としては、トピック「買い物」において、「これの 26 インチないかな」「26 か 32 の画質重視タイプがいいなー」の 2 件が確認できた、このうち前者は自動分類することが出来たが、後者は自動分類することが出来なかった。

今後の課題として挙げられる事は、これらの分類を可能としたまま、ノイズを除去することである。解決方法としては、トピック「食」「買い物」「居場所」のように、精度が低く、再現率では 60%を超えているトピックに関しては、場所名や商品名などの辞書を予め用意すれば解決が可能である。単語ベースでは分類できないような独特な表現を持ったツイートに対しては更なる工夫が必要となる。

## 5. おわりに

本研究では、Twitter 上のツイートから人の行動を解析することを目指して、秋葉原地区での位置情報付きツイートを分析し、5 つのトピックに分類した。トピック分類の結果得られたキーワードをランク付けし、各トピックの特徴を表すキーワード群を得ることができた。これらのキーワードを用いることによって、ツイートの自動分類も試みた。今後は、分類結果向上のための更なる改良と、位置情報のないツイートの分類・他地域を対象としたツイートの分類を行う予定である。

**謝辞** 本研究の遂行にあたり、終始ご指導とご助言を頂きました東京大学情報基盤センター吉田稔助教、佐藤一誠助教、東京大学知の構造化センター宮部真衣特任研究員ならびに貴重かつ膨大なデータを提供くださった橋本康弘氏に心より感謝いたします。

## 参考文献

- 1) ミンティグエン, 川村隆浩, 田原康之, 大須賀昭彦, “Twitter からの人間行動属性の自動抽出,” 電子情報通信学会技術研究報告.AI, 人工知能と知識処理, Vol.110, No.105, pp.19-23(2010).
- 2) 佐々木健太, 長野伸一, 長健太, 川村隆浩, “Web 上のライフストリームからのユーザ行動情報の抽出,” 第 25 回人工知能学会全国大会論文集, 3F3-4IN(2011).
- 3) 田中淳史, 田島敬史, “twitter のツイートに関する分類手法の提案”, 第 2 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2011), A5-4(2010).
- 4) 梅田和昇, 寺林賢司, 橋本優希, 中西達也, 入江耕太, “差分ステレオ - 運動領域に着目したステレオ視 - の提案,” 精密工学会誌, Vol.76, No.1, pp.123-128(2010).
- 5) H.Zhao, J.Cui, K.Katabira, X.Shao, and R.Shibasaki, “Monitoring an intersection using a network of laser scanner,” Proceedings of IEEE International Conference on Interlligent Transportation Systems(ITSC08), pp.428-433(2008).
- 6) 服部加奈子, 豊島伊知郎, 板倉豊和, 吉田琢文, 折原良平, “時系列の位置データを用いた人間行動分析,” 第 21 回人工知能学会全国大会論文集.2C5-6(2007).
- 7) 鈴木直彦, 平澤宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野陽三, “人物動線データ分析による逸脱行動人物の検出,” 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], Vol.2007, No.31, pp.109-115(2007).
- 8) 大田義和, 菅野正嗣, 村田正幸, “センサネットワークにおける位置測定のためのデータ収集方式の提案,” 電子情報通信学会技術研究報告. IN, 情報ネットワーク, Vol.104, No437, pp. 31-36 (2004).
- 9) 藤森敬悟, 森山令子, 平井規郎, 石井篤, “センサデータを活用した動線分析,” 電子情報通信学会総合大会講演論文集 2007 年\_基礎・境界, 403(2007).
- 10) 小林貴訓, 佐藤洋一, “分散センサ情報の統合によるエリア内人物追跡と動線推定,” 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], Vol.2008, No.36, pp.231-246 (2008).
- 11) K.Nishinari, A.Kirchner, A.Namazi, and A.Schadschneider, “Simulations of Evacuation by Extended Floor Field CA Model,” Proceedings of Traffic and Granular Flow'03, pp.405-410(2003).
- 12) 大西正輝, 依田育士, “動線と軌跡の滞留に着目した動作解析,” 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol.108, No484, pp. 293-298 (2009).
- 13) 大西正輝, 依田育士, “フィジカルクラスタリングを用いたステレオ映像からの動線抽出,” 電気学会論文誌. C, 電子・情報・システム部門誌, Vol.128, No.9, pp.1438-1446 (2008).
- 14) かたびら京市郎, 中村克行, ちょうきせい, 柴崎亮介, “レーザーセンサを用いた歩行者通過人数の自動計測手法,” 日本写真測量学会学術講演会発表論文集. pp.87-90(2005).
- 15) 山下倫央, 副田俊介, 大西正輝, 依田育士, 野田五十樹, “センサデータマイニングを活用した安全安心な避難誘導への取り組み,” 電子情報通信学会誌, Vol.94, No.4, pp.294-298(2011).
- 16) 森下信, 中塚直希, “セルオートマトンによる緊急避難時の群集流解析,” 機械力学・計測制御講演論文集 : D&D, p.308(2002).
- 17) T.Yamashita, S.Soeda, and I.Noda, “Evacuation Planning Assist System with Network Model-based Pedestrian Simulator,” Proceedings of 12th International Conference on Principle in Multi-Agent System, Springer Verlag, Vol.5925, pp.649-456(2009).