

時系列の位置データを用いた人間行動分析

顧客行動分析, 工場ムダ作業, 不審者発見に対する適用例

Human behavior analysis using positioning data

服部 可奈子* 豊嶋 伊知郎* 板倉 豊和* 吉田 琢史* 折原 良平*
Kanakano HATTORI Ichiro TOYOSHIMA Toyokazu ITAKURA Takufumi YOSHIDA Ryohei Orihara

* (株)東芝 研究開発センター システム技術ラボラトリー

System Engineering Laboratory, Corporate R&D Center, TOSHIBA Corporation

Recently various sensing technologies (e.g. RFID, Image Processing) allow to get the data of human behavior in real world. However, human behavior analysis has not been practically established yet. A sensor capable to observe all behavior anywhere doesn't exist. A lot of money and long labor hours are required for building observation system. Therefore, the number of researcher is relatively small. If public behavior datasets are built and opened for all researchers, more researchers will enter to the community start and the field will grow. Strategy to describe human behavior is necessary for building the public behavior data set. We propose "action elements" which are interpreted from outputs of the variable sensors with knowledge such as worker's role, job contents and floor layout. We show advantage of "action element" using two experiments.

1. はじめに

RFID や画像処理技術などのセンサ技術の発達, ストレージ技術の発達, マシンパワーの発達によって, 大量の人の行動を取得, 蓄積することができるようになってきた. 大量に取得・蓄積された行動データから, データマイニング技術を用いて特定の行動を識別する, 行動を分析することで, 従来よりもきめ細やかなサービスの提供, 人間の作業補助, 行動傾向の把握が可能となってきた. 我々はセンサを用いて集めた人の行動を元に用いて, 家電量販店の顧客行動分析, 工場の作業者のムダ分析, 不審者の発見等について研究を行ってきた[豊嶋 2007-1].

従来からデータマイニング技術を用いて識別・分析が行われていた対象, たとえば文字や POS データと異なり, 人間行動を識別・分析対象とした場合以下の問題がある.

- データ取得にコストがかかる
- 取得したデータに関するプライバシー
- 取得すべき行動データが明確でない
- データ取得や識別・分析手法に対する評価が難しい

現在, どのような環境においても, 人行動を低コストで正確に収集できる最適なセンサは存在しない. また, 実際の店舗や工場では, 被観測者に大きな負荷をかけること, 大掛かりな観測システムを導入することは難しい. そのため, 環境に合わせて, 制約を考慮していくつかのセンサを選び観測システムを構築する必要がある. これらの構築とは時間も費用もかかる. また, システム構築後も実験データの取得や取得したデータのノイズ処理, 整理に多くの時間が取られてしまう. またプライバシーの問題から, 取得したデータの利用に制限がある. 現在, 利益, コストの削減に繋がる行動に対する知見は乏しいため, 被観測者ごとに仮説を立て, 実験を繰返さなければならない. 新しい仮説を立て行動を抽出するたびに新たなコストがかかるという問題がある. 最後に, 研究者ごとに使用するセンサや観測対象が異なるため,

連絡先: (株)東芝 研究開発センター, 〒212 8582 神奈川県川崎市幸区小向東芝町1番地, Tel:044 549 2406, kanako.hattori@toshiba.co.jp

データ取得や識別手法に関する評価を行なうことが難しい. 例えば, 人の関節の角度と移動軌跡といったように, 異なる特徴量に対して識別・分析手法を使用した結果の優劣を比較する事は難しいからである.

行動分析・識別の研究を加速させるためには, 行動データの記述の共通化を行なう必要があると考える. そこで, 本論文では, 行動データの標準化の一案としてセンサから取得したデータを識別・分析を行なう前に, 一度人間の基本的な行動を表す行動要素で記述してから, 分析をする方法を提案する.

2. 行動要素

行動要素とは, ラベル付けされた行動を表す. 行動要素が備えるべき条件を以下に示す.

- 可読性
- 拡張性
- 再帰性

可読性とは, 行動要素から被観測者が行なった行動が推測できることである. 可読性のある行動要素で行動を記述することで, 観測ドメインの専門家と観測結果について論議することができる. 拡張性とは, 行動要素に行動ラベル以外の情報, たとえば行動を行なった回数, 時間, 場所, 被観測者に関する情報を付加することができることである. これにより, 同じ行動ラベルであっても, 行動を行なった場所や時間によって区別することが可能である. 再帰性とは, 複数の行動要素を組合せることによって, 複雑な行動を記述することができることである.

目的, 被観測者に依存せずシンプルな形で定義を行い, 必要に応じて, 目的, 被観測者に合わせて拡張させていくのが理想である. 例えば, 不審者のように現れる行動が決まっていない場合の行動要素は, 基本的な行動を表す行動ラベル (例えば, 停止, 歩行, 走行など) の行動要素を用い, 工場の作業者のように, 行動が詳細に決められる場合は, 行動ラベルの他に行動

を行なった時間や場所の情報を付加することによって詳細に行動要素を定義する。

工場の作業者の行動要素の一例を図1に示す。「行動ラベル:停止,場所:倉庫,時間:10分以上,被観測者:運搬作業者」,「行動ラベル:歩行,時間:5分以上,被観測者:運搬作業者」,「行動ラベル:停止,場所:製造ライン,時間:10分以上,被観測者:運搬作業者」の3種類の行動要素を組み合わせて、「行動ラベル:部品運搬,時間:25分以上,被観測者:運搬作業者」という行動要素を記述できる。

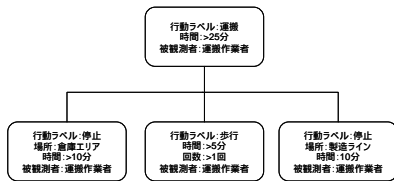


図1 行動要素記述例

行動要素を用いて,行動を記述する利点を以下に示す。

- センサ独立
- 共通のデータセット作成
- 可読性の高い行動のモデル化構築
- 元データの開示にまつわる問題の回避

センサデータから行動要素へ変換する部分と,行動要素を用いた分析・識別と問題を分割することができる。それにより,よりよいセンサの登場,環境による制限によって,使用するセンサを変更した場合,センサから行動要素を変換する部分変更するだけでよい。また,新しいセンサから取得した行動要素と従来のセンサで取得した行動要素の精度の比較が可能である。異なる環境,異なるセンサで取得したデータを標準化された行動要素で記述し,DB化することにより,共通の行動データセットを作成することができる。共通の行動データセットがあれば,観測設備を持たない研究者であっても行動データの分析・識別の研究参加が可能となる。行動要素を用いることで可読性の高い行動のモデル化を行うことができ,行動を制御したいと考える人間,例えば店舗経営者,工場の作業長などと議論することが容易になる。また,従来の社会調査ではわからなかった行動特性の発見につながると考える。最後に,必要に応じて元データを秘匿することで,プライバシーの問題を回避することができる。

本論文では,行動要素を用いた分析・識別例として,工場のムダ作業発見と不審者発見を述べる。

3. 適用例 1:工場のムダ作業発見

工場において,生産性,製品品質の維持と向上を行うことは重要な課題[平野 2001]である。現在は,専門の技術者が作業者の動きを目で見てムダ作業の発見を行っているため非常にコストがかかるという問題がある。工場の作業者の行動をセンサで観測し,観測結果からムダ作業を発見できればコストの削減となる。我々は,画像やRFIDセンサを用いて,作業者のムダを発見する手法の研究を行ってきた[Hattori2006][板倉 2006]。その中で,作業者の時系列の位置データを行動要素に変換し,行動要素の頻度や作業時間等からムダ作業の発見,改善を行なった事例[Hattori2005]について述べる。

3.1 観測データ

観測した工場のフロアレイアウトを図2に示す。

3本の製造ライン(LA, LB, LC)とそれに平行な5本の通路(A, B, C, D, E)と部品置き場がワンフロアに存在する。広範囲の場所を移動する作業者を簡便に観測するために,センサにRFIDを用いた。



図2 観測した工場のフロアレイアウト

はじめに,被観測者である作業者にヒヤリングを行い,作業を行う場所,作業スポットを絞りこんだ。次に,作業スポットにRFIDリーダを設置,作業者がRFIDタグを所持することで,作業者が訪れた作業スポット,時刻,滞在した時間を観測した。

3.2 行動要素定義

工場での行動要素は,2種類の行動ラベル(停止と移動)と場所と時間で定義した。工場での作業は,場所によって限られているため,場所と行動と時間で作業が推測できる。

一例として作業者003の行動要素を図3に示す。

行動ラベル:停止 場所:部品置き場	行動ラベル:停止 場所:通路A前	行動ラベル:停止 場所:通路A後	行動ラベル:停止 場所:通路B前	行動ラベル:停止 場所:通路B後
行動ラベル:停止 場所:通路C前 時間:60秒以上	行動ラベル:停止 場所:通路C中 時間:60秒以上	行動ラベル:停止 場所:通路C後 時間:60秒以上	行動ラベル:停止 場所:通路D前	行動ラベル:停止 場所:通路D後
行動ラベル:停止 場所:通路E前	行動ラベル:停止 場所:通路E後	行動ラベル:移動 場所:通路C	行動ラベル:移動 場所:通路C以外	

図3 工場作業者の行動要素

3.3 分析結果

分析結果の一例として,作業者003の行動要素の停止ラベルの頻度グラフを図4に示す。

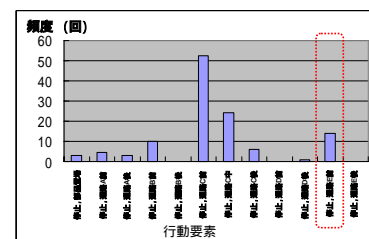


図4 停止行動要素の頻度

分析結果を現場経験豊富な作業長に確認していただいたところ,行動要素「停止,通路E前」は,担当製造ラインそばの通路である通路Cから距離が離れており,頻度が高いためムダ移動が生じる原因となっていることを指摘された。そこで,ムダ移動が生じないようにフロアレイアウトの変更を行なった。レイアウト改善前と改善後の作業者003の行動要素の総作業時間の比較結果を図5に示す。「停止,通路E前」の総作業時間が削減し,「停止,通路B前」と「停止,通路B後」の作業時間が増加した。その結果,全体で,1名分の人員を削減する事が出来た。

観測データを変換する行動要素の可読性が高いため,分析結果を現場作業長に提示することで有用な知見を得られた。また,行動要素を用いたことにより,改善後と改善前の比較ができた。

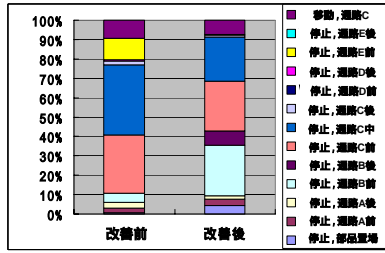


図5 停止行動要素の総作業時間比較

4. 適用例2:不審者の発見

犯罪の増加などから「安心・安全社会の実現」への要求が高まっている。現在、警備員がカメラ画像を用いて不審者の監視を行なっているが、一人の人間が監視できるエリアは狭く多くの場所を監視するためには費用がかかり、見逃しリスクも高い。そこで、その施設に訪れる人間の行動を自動観測し、逸脱した行動をとる不審者を識別しアラームを鳴らし警備員の注意を喚起することで、今までよりも広い範囲の監視が可能となる。屋外に設置したビデオ画像から抽出した軌跡を行動要素に変換する。行動要素から特徴量を算出し、他よりも逸脱した行動を抽出することで、演技の不審行動の抽出を試みた例[豊嶋 2007-3]について述べる。

4.1 観測データ

不審者行動の発見では、不特定多数の大量の人間を観測するため、ビデオ映像から抽出した軌跡データを用いる。1名の人間の各時点での位置座標を記録した二次元ベクトルの列である。歩行軌跡を式(1)で定義する。

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_{N-1}, t_N\} \quad (1)$$

N : 軌跡データの総数

$t_i = (t_i^x, t_i^y)$ であり、 t_i^x, t_i^y は、 i 番目に記録された観測対象の x 座標と y 座標である

4.2 行動要素定義

不審者の行動要素を図6に示す。



図6 不審者の行動要素

各ラベル、停止、歩行、走行、方向転換の定義を以下に示す。

定義 停止

停止を式(2)で定義する。停止している場合は1、停止していなければ0である。

$$s_i = \begin{cases} 1 & (d_i \leq Th1) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

定義 歩行

歩行行動は、式(3)で定義する。歩行している場合は1、歩行していない場合は0である。

$$w_i = \begin{cases} 1 & (d_i \leq Th2 \wedge s_i \neq 1) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3)$$

定義 走行

走行を式(4)で定義する。走行している場合は1、走行していない場合は0とする。

$$r_i = \begin{cases} 1 & (s_i \neq 1 \wedge w_i \neq 1) \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

定義 方向転換

方向転換を式(5)で定義する。方向転換を行なっている場合は1、方向転換を行なっていない場合は0とする。

$$c_i = \begin{cases} 1 & \cos\theta < 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

$\cos\theta$: i 番目の移動ベクトルと $i+1$ 番目の移動ベクトルのなす角

以上の処理を行なうことによって、ある一定長の歩行軌跡 T を4種類の行動要素に変換する。

4.3 識別結果

2秒間の軌跡に含まれる4種類の行動要素から、停止回数、停止時間、歩行時間、走行回数、方向転換回数、角度変化量、角度変化量絶対値、移動距離を算出し、これを識別の特徴量とした。データは屋外に設置しその前を通過する一般者と不審者の演技をした4名を撮影したビデオ画像から抽出した軌跡を用いた。閾値 $Th1$ は0.1、閾値 $Th2$ は0.5とした。 θ は、45度とした。

はじめに、8次元の特徴量、停止回数、停止時間、歩行時間、走行回数、方向転換回数、角度変化量、角度変化量絶対値、移動距離の特徴量の有効性を検討するためにボトムアップクラスタリングした結果について述べる。最短距離法を適用した結果を表1に示す。

表1 クラスタリング結果

クラスタ名	移動距離	停止回数	停止時間	歩行時間	走行時間	方向転換回数	角度変化量	角度変化量絶対値	個数	ラベル
クラスタ1	2.94	2.06	0.33	1.90	0.38	14.09	-0.03	8.19	4298	通常クラスタ
クラスタ2	0.83	1.02	0.84	0.96	0.01	7.24		22.98	394	停止も歩行もしないクラスタ
クラスタ3	0.87	2.00	0.53	1.37	0.00	7.10		22.52	29	頻繁停止クラスタ
クラスタ4	3.80	0.00	0.00	1.80	0.18	11.52	0.22	11.72	188	ちょっと歩行クラスタ
クラスタ5	4.39	0.00	0.00	1.70	0.27	12.10	0.36	10.98	99	走行クラスタ
クラスタ6	4.79	0.00	0.00	1.60	0.38	13.86	-0.60	9.39	3	走行外れ値
クラスタ7	5.26	0.00	0.00	1.50	0.43	9.67	-1.72	14.99	3	歩行外れ値
クラスタ8	2.20	1.00	0.50	1.30	0.19	10.03		19.25	11	長時間停止外れ値
クラスタ9	3.90	1.00	0.10	1.60	0.20	12.88		26.18	1	長時間歩行外れ値
全体平均	2.81	0.09	0.08	1.82	0.01	13.39	-0.05	9.61	4961	

他クラスタとの特徴量の違いをそのクラスタの特徴ととらえ、生成したクラスタにラベル付けを行なった。特徴的な特徴量を網掛けで示す。データ数が10個に満たないクラスタは外れ値としてとらえ、それ以外を通常クラスタ、長時間停止クラスタ、頻繁停止クラスタ、ちょっと歩行クラスタ、走行クラスタと名付けた。

行動要素から算出した特徴量を用いたため、生成したクラスタに可読性の高いラベルを付けることができた。その結果、長時間の停止、頻繁な停止、走行は通常の行動ではないといった仮説をデータドリブンに立てることができた。

次に、行動要素の定義が正しいかを演技で得た不審者行動者の軌跡から確かめる。不審行動者の歩行軌跡とそのクラスタリング結果の一例を図7に示す。歩行開始後、2秒間は通常クラスタ、次の10秒間は、停止クラスタ、次の4秒間の移動は通常クラスタ、次の2秒間は停止クラスタ、8秒間は通常クラスタと識別された。停止に関しては上手く定義されているが、方向転換したと思われる2箇所では、方向転換を検出することができなかった。このことから、定義を行なった方向転換と直感的に判

断できる方向転換に違いが生じていることがわかった。ノイズの影響により、移動ベクトルの向きにずれが生じ、方向転換していないにもかかわらず、方向転換と判断してしまったためである。歩行全体を見て、軌跡の幾何学的な特徴から方向転換を求める必要がある。

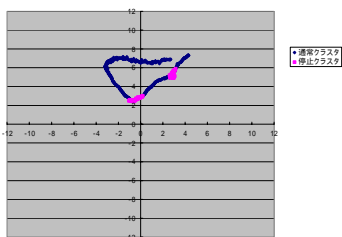


図7 不審行動者 1

最後に、2秒ごとの停止回数、停止時間、歩行時間、走行回数、方向転換回数、角度変化量、角度変化量絶対値、移動距離と、軌跡開始時からの停止回数、停止時間、歩行時間、走行回数、方向転換回数、角度変化量、角度変化量絶対値、移動距離の積算値の16次元のベクトルを特徴量として、One-class Support Vector Machine(1class-SVM) [Scholkopf2001] [高島2006]を用いて不審者の識別を行なった結果を表2に示す。

表2 1class-SVMの不審者識別結果

「不審者行動」データ数	検出数	検出率
42	31	73.8%
「通常行動」データ数	誤検出数	誤検出率
2271	87	3.8%

1class-SVMの識別時のパラメータは $\gamma=16.0$, $\nu=0.05$ とした。行動要素に変換してから特徴量を算出しても、70%以上の検出率で不審者の検出ができた。

不審者行動のように、取得すべき行動が決定していない場合、すなわち不審行動の仮説がたてにくい問題に対して、行動要素を用いた分析を行なうことで、データドリブンに仮説を立てることができた。

本論文では言及することができなかったが、1class-SVMで異常と判定された結果に対して、異常データと正常データの行動要素を比較することで、異常と判定された意味づけができると思われる。

5. まとめ

本論文では、行動データの標準化のために、センサデータから行動要素に変換し分析・識別を行なう事を提案し、その備えるべき条件について述べ、行動データの標準化によって予想されるその利点を述べた。実際に行動要素という概念を導入して行動分析・識別を行なった2つの事例について述べた。それにより、工場のムダ発見では、可読性の高い行動要素を用いることで、工場の作業長がムダ作業を発見できた、また、改善前と改善後の評価ができることがわかった。不審者行動の発見では4種類の行動要素から導き出した8次元の特徴ベクトルを用いてデータドリブンな仮説を導き出せること、不審行動を識別できることを表した。2例で述べた行動要素が最もよい行動の標準化方法であるかは、より多くの事例に適用しなければわからないが、行動を標準化することによって十分な利点が生じることはわかった。

より有用な行動の標準化、行動要素の作成に向けて議論しなければならないことを以下に示す。

- 階層の深さの決定
- 記述する行動の粒度をあわせる
- 各階層の行動ラベルの種類

標準化すべき項目は複数存在するが、我々は階層の定義が最重要かつ迅速に決定すべきものであると考えている。各階層の粒度が決定されれば必ず対象と問題意識は決定され、階層内ごとの分類・回帰・因果発見等の分析が可能となる。一つの階層行動に関する研究は、自然科学の一分野に相当する「閉じた」理論体系を構築することが可能となる。コトの例を引くまでもなく、数学および諸自然科学には数学>物理学>化学>生物学等という抽象度の階層性が存在する。これらの枠組みが人工的に生まれたものではないにせよ、近代科学はこれらを自明のものとして受け入れ、その中で完成された理論体系を構築することで成功を収めてきた。我々が対象とする人間行動が雑多な分析の集積に留まらず「科学的」普遍的な理論を構築するためには、アナロジーに過ぎないとしても、自然科学的な階層を設定することが不可欠であると考えられる。対象に枠を設定することで、見過ごされる問題があることは当然想定される。枠組みの妥当性や拡張も並行して議論すべき課題である。

すべての環境、被観測者、目的に適した行動、また意図や心理状態を含む行動を共通の記述で記述することは難しい。しかし、記述対象を表象的に現れる動作に限り、いくつかの特定の環境、被観測者、目的に対して分析・識別に有効だと思われる行動要素、センサで取得できる行動要素を踏まえた議論を、行動研究に携わる多くの研究者で行い、標準化作業を行うことは可能ではないかと考える。行動要素を用いることで、データから大事な特徴が抜けてしまうといった問題点も考えられるが、事例に示すように、行動要素に変換した特徴量をベースとした分析であっても有効な結果が出せる可能性はある。そのため、共通データに基づくベンチマーキングにより分析・識別の進行度が加速するというメリットの方が大きいと考えられる。

参考文献

[豊嶋 2007-1] 豊嶋 伊知郎ら、教師データ作成の観点から見た、データマイニング技術の行動分析への応用事例。信学技報.502,CST2006-42,25-30,1月,2007

[平野 2001] 平野裕之、新作業研究—現代モノづくりの基本技術、日刊工業新聞社、6月、2001

[Hattori2005] Kanako Hattori., et al., “Advanced IE method using a behavior tracking system,” *SICE Annual Conference*, 2005

[Hattori2006] Kanako Hattori et al., Automated i.e. system to observe worker’s behavior with low-cost sensors. *SICE-ICASE Int. Joint Conf.*, 2006.

[板倉 2006] 板倉豊和ら。工場作業者の作業軌跡データからのムダ作業発見。信学技報, 第106巻 of PRMU2006-116, pp. 71-76.

[Scholkopf2001] B.Scholkopf. et.al. Estimating the support of a highdimensional distribution. *Neural Comput*, Vol. 13, pp. 1443-1471, 2001.

[高島 2006] 高島泰斗, 香田正人. 1クラスsvmと近傍サポートによる領域判別。オペレーションズ・リサーチ, Vol. 51, , 11 2006.

[豊嶋 2007-3] 豊嶋伊知郎らクラスタリング結果を用いた外れ値検出による、歩行軌跡データを用いた行動識別手法、情CVM, 2007, No31, pp205-212