

# ライフログ解析アプリケーションにおける入力データ品質評価と スマートハウスにおいて収集した実データへの適用

山下 暁香<sup>†</sup> 岩木紗恵子<sup>†</sup> 小口 正人<sup>†</sup>

<sup>†</sup> お茶の水女子大学 大学院 人間文化創成科学研究科 〒112-8610 東京都文京区大塚 2 - 1 - 1

E-mail: <sup>†</sup>{akika,saeko}@ogl.is.ocha.ac.jp, <sup>††</sup>oguchi@computer.org

あらまし 近年、スマートフォンなどのセンサを搭載した端末の高性能化、小型化により、加速度やGPS、SNSといった、実世界やサイバー空間上でのデータ収集が容易になった。また、データの蓄積に関して、ストレージの大容量化やクラウドなどのサービスにより、個人が大量のデータを蓄積、検索、共有することが可能になった。このデータ収集技術とストレージの発達により、ライフログの収集は以前と比べ格段に容易になり、様々なライフログ解析アプリケーションが開発されてきた。本研究では、それぞれのライフログ解析アプリケーションの入力データには、処理に適した品質がある事に注目し、人の行動を言語化するライフログ解析アプリケーションを例にとり、入力データである動画データと加速度データに対し、入力データ品質評価実験を行った。また、実生活空間の環境にセンサを設置し、収集した人の自然な行動に対してのデータ品質評価実験も行った。

キーワード ライフログ, データ品質, スマートハウス, Bayesian Classifier, HMM

## An Evaluation of Input Data Quality of Lifelog Analysis Application and Adoption to Real Data Collected at Smart House

Akika YAMASHITA<sup>†</sup>, Saeko IWAKI<sup>†</sup>, and Masato OGUCHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Faculty of Information Humanities and Sciences, Ochanomizu University

2-1-1 Otsuka, Bunkyo-ku, Tokyo, 112-8610 Japan

E-mail: <sup>†</sup>{akika,saeko}@ogl.is.ocha.ac.jp, <sup>††</sup>oguchi@computer.org

### 1. はじめに

近年、動画データや加速度、GPS 情報を記録できるネットワークカメラやスマートフォンといった様々なセンサを搭載した端末の小型化、高性能化や、Twitter を代表とする SNS の普及により、実世界やサイバー空間上におけるデータ収集が技術的に容易になった。また、データの活用に関して、ストレージの大容量化やインターネット上のストレージサービスにより、大量のデータを無料、もしくは低廉で蓄積、共有、検索することが可能になった。

これらの大量に記録されたデータは、各種解析処理を施すことで、人の行動履歴や健康状態といった、ユーザにとって有益な情報になる。この解析処理を行う代表的なものとして、ライフログ解析アプリケーションが挙げられる。近年のデータ収集技術とストレージの発達により、様々なライフログ解析アプリケーションが開発されてきた。例えば、関連研究の節で紹介するように、ライフログのデータ量に関して評価したり、データ

の閲覧性を高めるライフログ解析アプリケーションなどがあるが、これらのライフログ解析アプリケーションでは、いずれも、データの品質については深く考慮していない。

ライフログのデータは様々な種類があり、その品質についても条件により大きく異なる。ライフログを蓄積する事は容易になったが、どの程度の品質のどのようなデータをどのくらい蓄積すればライフログ解析アプリケーションに有用であるのかといった目安がわからない。これは、様々な種類のデータや情報が飛び交う現代で、ライフログを活用するにあたり、明らかにすべき課題であると考えられる。

そこで本研究では、ライフログ解析アプリケーションにおいて、入力データの品質がライフログ解析アプリケーションの品質に及ぼす影響を定量的な指標で評価する事を目指す。つまり、図1のような様々なセンサ端末が存在するセンサ空間において、センサ端末によって収集された動画データや加速度データなどを入力データとし、これらの入力データに何らかの理論的処理を施すことで、解析結果をユーザに提供するライフログ解析ア

アプリケーションに対し、入力データに生じた品質の差が、ライフログ解析アプリケーションの解析結果にどのような影響を及ぼすのかという点について相関関係を求めるデータ品質評価実験を行う。

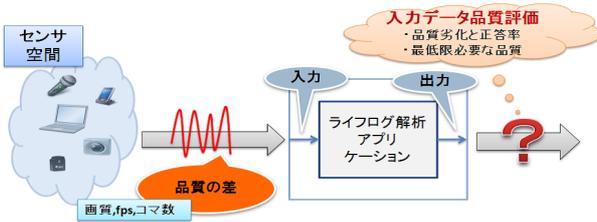


図 1 ライフログ解析アプリケーションにおける入力データ品質評価

例えば入力データに多少のコマ落ちやノイズがあったとしても、ライフログ解析アプリケーションの立場から見れば、解析結果にさほど影響はない可能性があるが、大量のコマ落ちやノイズがあった場合は、ライフログ解析アプリケーションは正しい解析結果を出力することができなくなる。従って、どの程度のデータ品質ならどの程度ライフログ解析アプリケーションが正しく動作するか、定量的な指標を明らかにする必要がある。

本論文では、入力データの品質劣化とライフログ解析アプリケーションの正答率の関係、更にライフログ解析アプリケーションが正しい結果を出力するために必要となる最低限の入力データ品質の 2 点について、入力データ品質評価実験を行った結果を示した。データ処理方法としては、Bayesian Classifier (ベイズ分類器) と HMM (隠れマルコフモデル) の 2 種類を用い、両者の違いなども比較した。更に、後述するスマートハウスにセンサを設置し、プライバシーを考慮しながら、自律的にデータを蓄積するシステムを構築し、収集された実データに対しても評価を行う。

本論文の構成は以下の通りである。2 節で関連研究と本研究の位置づけを明らかにし、3 節で本研究の評価実験に用いるライフログ解析アプリケーションについて述べ、4 節で評価手法の提案を行う。5 節では言語化アプリケーションの入力データの品質について述べ、6 節で評価結果を示して考察を行う。7 節でスマートハウスにおける実データ蓄積システムについて述べ、8 節で本稿をまとめる。

## 2. 関連研究

本研究で実験に用いるライフログ解析アプリケーションは、センサ空間に設置されたセンサ端末から得られたデータを解析することで、人の行動認識をし、その結果を出力するものである。本研究のように、各種センサ端末を用いて収集されたデータを解析することで、人の行動認識に用いる研究は多数行われている [1] [2] [3] [4]。しかし、いずれにおいても、データの品質については詳しく議論されていない。本研究では、ライフログ解析アプリケーションに対し、データの品質に注目し、言語化アプリケーションの実行結果との相関関係を詳細に考察しているという点で、これらの研究とは異なる。

## 3. 言語化アプリケーション

本研究の評価実験では、ライフログ解析アプリケーションの一例として、動画データと加速度データから人の行動を言語化するアプリケーション [5] を用いる。以降、これを「言語化アプリケーション」と呼ぶ。

### 3.1 言語化アプリケーションを用いた理由

近年のデータ収集技術とストレージの発達により、収集されたデータを解析することでユーザに有益な情報を提供する様々なシステムが開発されてきた。

例えば、ユーザの購入履歴からはユーザの嗜好を分析し、購入品を推薦することができ、ユーザの位置情報を蓄積することで、それぞれの場所がユーザにとってどのような意味を持つのかを分析することができる。また、通話履歴からは、ユーザの人間関係を推定することができ、食事ログを写真データなどとして保持しておくことで、ユーザの栄養バランスを解析する事ができる。以上の例に挙げたように、これらのアプリケーションにおいて利用されている主なデータは文字情報や画像、動画、加速度、音声などである。

その中でも、画像から構成される動画データ、動きを表す加速度データは重要な役割を果たしていると言える。よって、本研究では、動画と加速度を入力データとする言語化アプリケーションを利用し、入力データの品質変化が言語化アプリケーションにどのような影響を及ぼすのかを評価した。

### 3.2 動作と実行環境

言語化アプリケーションでは、2 つの異なる角度に設置された 2 台のネットワークカメラによって撮影された動画データの毎フレームに対して画像処理を施し、また加速度データも同時に解析することにより、記録データ中で人が行った行動を言語化する。例えば、図 2 のように「人がドアを開ける」という行動をしている動画を入力データとしてシステムに与えた場合、解析結果として「人がドアを開ける」という行動を行っている間は「人がドアを開ける」という言語化が出力され続ける。

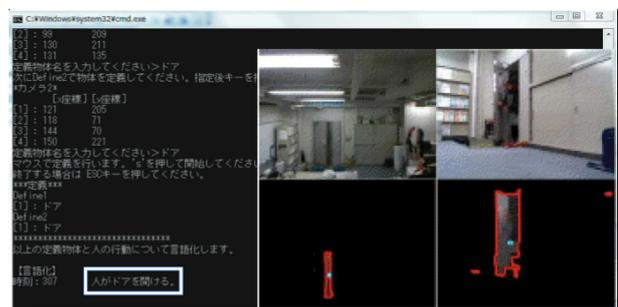


図 2 言語化アプリケーションの動作

言語化アプリケーションの実行環境を図 3 に示す。具体的な動作としては、異なる角度に設置された 2 台のネットワークカメラと定義物体に取り付けた加速度センサ端末 SunSPOT から得られる動画データと加速度データを時刻によって同期し、それぞれを Node1, Node2, Node3 とする。これを Bayesian Classifier または HMM により処理し、条件を満たした場合の

み人の行動の言語化を出力して、ユーザに情報提供する。

評価実験では、Bayesian Classifier と HMM という 2 つの異なるデータ処理層を通して情報解析を行った場合に、それぞれ入力データの品質の差が、言語化アプリケーションの正答率にどのような影響を及ぼすかを比較した。

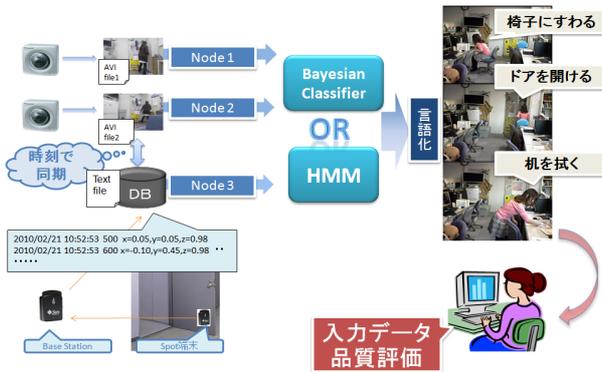


図 3 言語化アプリケーションの実行環境

### 3.3 開発環境

言語化アプリケーションのプログラム開発は、Microsoft Visual C++ 2008 Express Edition で行い、動画データの処理は OpenCV ライブラリ [6] を用いた。動画データ撮影用のネットワークカメラは Panasonic BB-HCM715 (最大 130 万画素、有線・無線 LAN 対応) [7] を使用し、加速度データの収集には、加速度センサ端末 SunSPOT [8] を用いた。

## 4. 評価手法の提案とそのフレームワークの概要

### 4.1 言語化アプリケーションの処理の分割

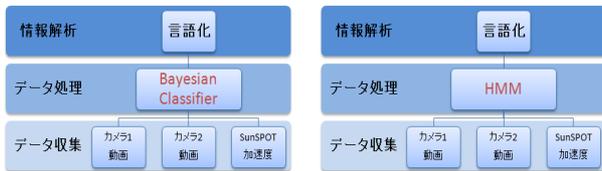


図 4 データ品質評価フレームワーク  
(左: ベイズ分類器モデル, 右: 隠れマルコフモデル)

言語化アプリケーションの処理は、「データ収集層」、「データ処理層」、「情報解析層」の 3 層に分割し、これを「データ品質評価フレームワーク」と呼び、このフレームワークを用いて評価実験を行う (図 4)。データ収集層は、言語化アプリケーションで解析に利用されるセンサデータの入力部分であり、データ処理層は、データ収集層から渡されたノード毎のデータを集約し、理論的解析処理を施す部分である。そして情報解析層では、データ処理層から渡された解析結果を出力する。

本論文では、図 4 の左右のように、言語化アプリケーションのデータ処理層に対して、Bayesian Classifier と HMM という 2 種類の異なる手法のためのモデル化を行い、それぞれの論理的処理を通して言語化を行う場合に、入力データの品質劣化

が言語化アプリケーションの性質に与える影響を比較し、評価した。

### 4.2 データ収集層

本実験におけるデータ品質評価フレームワークの各層の処理について説明する。まずデータ収集層は、ネットワークカメラによって取得した動画データと、加速度センサ端末 SunSPOT によって取得した加速度データの入力部分となっている。

動画データの処理では、1 フレーム毎に、現在の画像フレームと直前の画像フレームの差分の輪郭 (図 2 赤線枠) を抽出し、その輪郭で囲まれた部分の重心 (図 2 赤線枠内の青点) を求めている。輪郭は動く物体 (人)、重心は動いている人の重心と解釈される。そしてこの重心が予め定義した物体 (ドアなど) と重なる回数を数え、この回数が予め定義した閾値を超えた場合に、2 台のネットワークカメラのビットである Bit1 と Bit2 を立てる。加速度データの処理では、時刻順に取得した加速度データの  $x$  軸、 $y$  軸、 $z$  軸のそれぞれの値の変化量が予め定義した閾値を超えた場合に SunSPOT のビットである Bit3 を立てる。

この 3 つのビット情報 (Bit1, Bit2, Bit3) は、データ処理層に渡される。

### 4.3 データ処理層

データ処理層については、Bayesian Classifier と HMM の 2 種類の異なる論理的処理を適用し、2 種類の異なる処理を通して言語化を行った時に、入力データの品質劣化が言語化アプリケーションの正答率に与える影響を比較する。

まず、Bayesian Classifier は、因果関係を条件付確率表 (CPT) により記述する確率推論モデルで、与えられた CPT をもとに、結果から原因を予測するモデルである。本研究における言語化アプリケーションのモデル化では、「人の行動」を原因、「ネットワークカメラと加速度センサ端末 SunSPOT の反応」を結果とした。モデル化の詳細は 4.4.1 節で述べる。

次に、HMM は、マルコフ過程にしたがって遷移するシステムの内部状態の遷移経路を、各状態に応じた記号の出現確率分布から推定する確率モデルである。これもモデル化の詳細は 4.4.2 節で述べる。

2 種類のデータ処理方法について、Bayesian Classifier の場合は、動画データと加速度データの各コマ毎に対してデータ処理をするが、HMM の場合は、動画データと加速度データの集合に対してデータ処理をしている。

### 4.4 言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層

#### 4.4.1 Bayesian Classifier

まず Bayesian Classifier を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層における言語化判定について説明する。Bayesian Classifier を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化を図 5 に示す。

データ収集層から渡されたカメラ 1 とカメラ 2 と加速度センサ端末 SunSPOT の 3 つのビット情報は、それぞれ、 $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$  となる。言語化アプリケーションのモデル化において、 $R_1$ ,  $R_2$ ,  $R_3$  はそれぞれ結果ノードであり、2 台のカメラと加速度センサ端末 SunSPOT の反応を表す。 $A_i$  は原因ノードで、人

の行動を表す．

例として，以下の3つの行動を扱う場合，

- $A_1$  : 人がドアを開ける
- $A_2$  : 人が机を拭く
- $A_3$  : 人が椅子にすわる．

予め与えられた CPT を用いて，公式

$$P(A_i | R_1, R_2, R_3) = \frac{P(A_i)P(R_1, R_2, R_3 | A_i)}{P(R_1, R_2, R_3)}$$

を最大にする  $A_i$  を尤もらしい原因と判断し，言語化を出力する．

なお，この処理は，動画データと加速度データの全てのコマに対してされる．

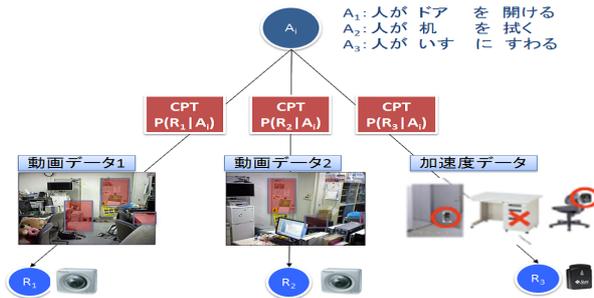


図5 Bayesian Classifierによる言語化アプリケーションのモデル化

#### 4.4.2 HMM

次に HMM を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層での言語化判定について説明する．HMM を用いた時の言語化アプリケーションのモデル化を図6に示す．

遷移確率のみがわかる状態（ラベル）としては，以下の2種類，合計4つを定義した．

- $A$  : 加速度センサが反応する．
- $D_i$  : 人の重心と定義物体の重心の距離 ( $D_1 < D_2 < D_3$ )

それぞれの状態に対する出力は，動画データの画像フレームであり，時系列順に得られた出力画像フレームに対して，最適な Viterbi 経路のパターンが図6の赤線のようにになるとき，つまり人と物体の距離が近づき ( $D_3 \Rightarrow D_2 \Rightarrow D_1$ )，ある程度そこに留まり ( $D_1 \Rightarrow D_1$ )，更に，加速度センサが反応する ( $D_1 \Rightarrow A$ ) 時に，人の行動が起こったと判断し，言語化を出力する．なお，言語化の判定処理に用いる最適な Viterbi 経路のパターンは，複数の動画データを学習させて得た．

この処理は，動画データと加速度データのいくつかのコマの集合に対してされる．

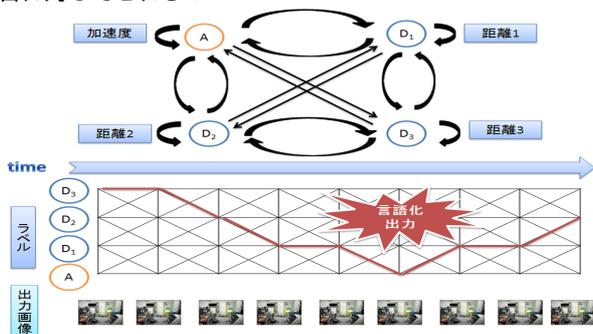


図6 HMMによる言語化アプリケーションのモデル化

## 5. 入力データの品質

本論文の入力データ品質評価実験では，以下の2種類のデータ品質を扱った．

- 動画データと加速度データの「取得コマ数（単位時間あたりのデータ数）」
- 動画データの画像フレームの「画質」

### 5.1 取得コマ数の品質

取得コマ数（単位時間あたりのデータ数）の品質として，言語化アプリケーションに対する2種類の入力データである動画データと加速度センサデータの品質をそれぞれ10段階に分けた（図7）．

動画データについては，最高の品質（100%）である10fps(frame per second)から最低の品質（10%）である1fpsまでの10段階の品質に分離し，加速度データについては，加速度センサ端末 SunSPOT によって1秒間に100回程取得される加速度データをどの程度までコマ落としするかで品質に差をつけた．動画データの最高の品質が10fpsなので，加速度データについても，最高の品質（100%）である10回/秒から最低の品質（10%）である1回/秒の10段階の品質に分離した．図7右のグラフのように，加速度データの取得コマ数の品質が劣化していくと，グラフが粗くなって行く様子が見られる．

このように10段階の品質の差をつけた動画データと加速度データを言語化アプリケーションの入力としたときの正答率との相関関係を評価する．評価実験における言語化アプリケーションへの入力は，以下の3通りとした．

- (1) 評価実験 A-1: 動画データの品質のみを変化させる．（加速度データの品質は100%に固定）
- (2) 評価実験 A-2: 加速度データの品質のみを変化させる．（動画データの品質は100%に固定）
- (3) 評価実験 A-3: 動画データと加速度データの品質をともに変化させる．

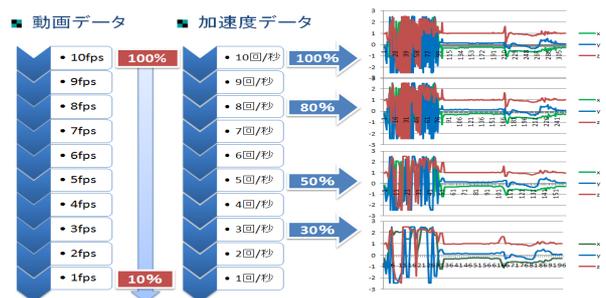


図7 取得コマ数の品質（動画データと加速度データ）

### 5.2 画質の品質

次に，動画データの画像フレームに着目した時の「画質」の品質について説明する．本実験における画質は，動画データの各画像フレームに対して，以下の4種類のフィルタ処理を人為的に加えて，品質を10段階にしたものである（図8）．

- (1) 評価実験 B-1: 「ボヤけ」た画像を想定したフィルタ処理（平滑化）

(2) 評価実験 B-2:「縦にブレ」た画像を想定したフィルタ処理

(3) 評価実験 B-3:「横にブレ」た画像を想定したフィルタ処理

(4) 評価実験 B-4:「解像度」が劣化した画像を想定したフィルタ処理

画像フレームに対してフィルタ処理を施す画素の範囲(正方形)が広いほど、品質は劣化していく。フィルタ処理を施す画素の範囲と品質の段階については、以下の式を用いて算出した。

$$Q = \frac{1}{p^2} \times 100 \quad (\%)$$

Q:品質, p:フィルタ処理を施す範囲の広さ(正方形の1辺の長さ)



図8 画質の品質(動画データの画像フレーム)

## 6. 評価

### 6.1 評価実験環境

言語化アプリケーションにおける入力データ品質評価の実験環境を図9に示した。図9左のような、2台のネットワークカメラと4個<sup>(注1)</sup>の加速度センサ端末 SunSPOT が存在するセンサ空間において、人が、図9右に示された5つの行動を行う。

評価実験では、言語化アプリケーションの入力データである動画データと加速度データの品質を変化させて情報解析を行った時の正答率の変化を評価した。なお、評価実験は、収集した「実験データ」と「実データ」の双方に対して行い、「実験データ」の評価結果については、同じ行動が行われている動画3つの平均を用い、一方「実データ」の評価結果については、実験データ収集時と同じ空間において、人が自然に行動する様子を2日間撮影することによって得た動画の中から適当に抽出したものである。

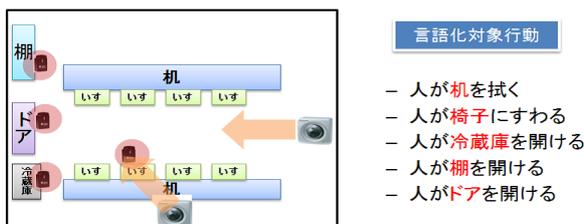


図9 実験環境と言語化対象行動

(注1): SunSPOT は、動く物体である、いす、冷蔵庫、棚、ドアに装着した。

### 6.2 評価方法

評価実験における結果である正答率の算出方法を説明する。入力となる動画データと加速度データの双方が最高品質の100%であるとき、人の行動が起きている間はその行動の言語化が出力され続ける状態を正答率100%とし、この時の言語化の出力回数を  $V_{100}$  とおく。入力データの品質劣化に伴い、起こり得る誤った言語化の種類としては以下の3種類がある。

- 人の行動が起きている間に言語化されているが、品質100%のときと比べ、余計な回数の言語化が出力される(出力回数を  $V_{extra}$  とする)
- 行動とは違う言語化が出力される(出力回数を  $V_{error}$  とする)
- 行動が起きているのに言語化が出力されない。

そこで品質  $q$  のデータを入力している時の言語化の出力回数を  $V_q$  として、以下の評価式で正答率  $C$  を算出した。評価式は、上の3種類の誤った言語化が起こると正答率が減少するように定義した。

$$C = \frac{V_q - V_{extra} - V_{error}}{V_{100} + V_{extra} + V_{error}} \times 100 \quad (\%)$$

また、言語化アプリケーションが正答となるのに最低限必要なデータ品質については、行われた全ての行動に対して少なくとも1回は言語化が出力される場合を限界の品質とした。つまりデータの品質を低下させて行った時に、「行動が起きているのに言語化が出力されない」という状態が起きる直前の品質である。

### 6.3 評価実験結果

図10~図11に取得コマ数と画質の品質変化と正答率の関係、及び、その際に最低限必要なデータ品質のグラフを示した。品質変化と正答率のグラフに関しては、横軸は取得コマ数の品質、縦軸は正答率となっており、最低限必要なデータ品質のグラフに関しては、横軸は品質変化の種類、縦軸は必要とされるデータの品質を表している。動画データ、加速度データ、動画データと加速度データのグラフは、それぞれ5.1節で述べた評価実験 A-1, A-2, A-3 の結果である。

図11には、動画データの画像フレームの画質の品質変化と正答率の関係を示した。ボヤけ、縦ブレ、横ブレ、解像度のグラフは、それぞれ5.2節で述べた評価実験 B-1, B-2, B-3, B-4 の結果である。実線のグラフ(1)は、言語化対象行動を恣意的に振舞ったときに記録した実験データに対する評価結果であり、一方、点線グラフ(2)は、人が自然に行動をしている時に収集された「実データ」を用いて評価した結果である。

すべてのグラフにおいて、Bayesian Classifier と HMM の双方の結果を示した。最低限必要なデータ品質のグラフにおいては、棒グラフが高いほど、高い品質のデータが必要であることを意味し、反対に、棒グラフが低ければ、低品質の入力データでも言語化アプリケーションが正答となる事ができるということである。

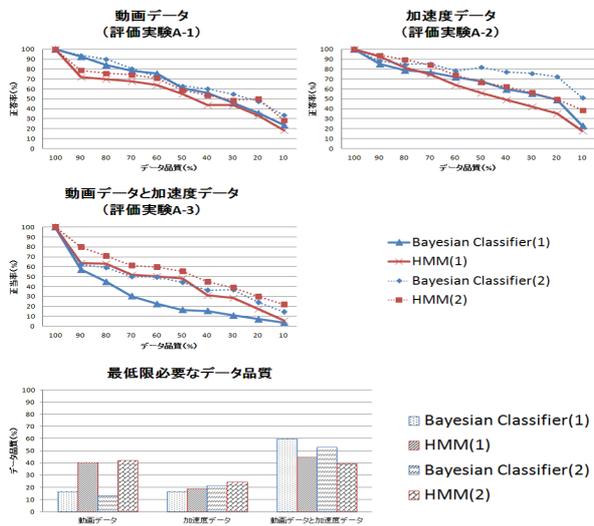


図 10 実験データにおける取得コマ数の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

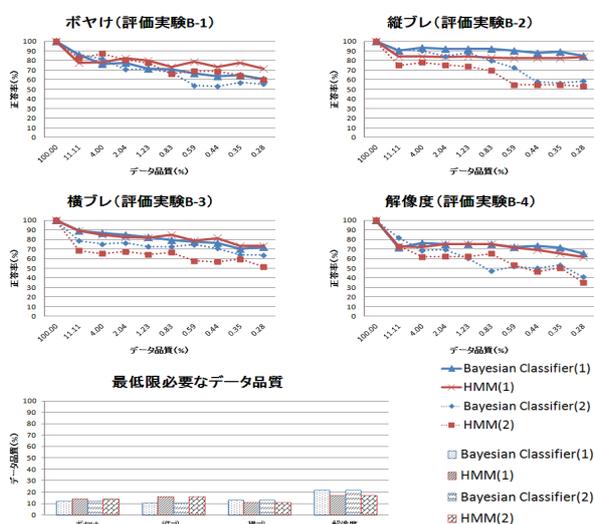


図 11 実験データにおける画質の品質変化と正答率と最低限必要なデータ品質

#### 6.4 考 察

図 10 と図 11 のデータ品質と正答率のグラフを比較すると、A-1、A-2、A-3 では、データ品質が低下したときに正答率が 0-20% と、ある程度低い値まで低下するのに対し、B-1、B-2、B-3、B-4 では、データ品質が低下しても、正答率は 60-80% と、あまり低下せず、ある程度高い値に保たれていた。以上のことより、言語化アプリケーションにおいて、取得コマ数の品質（品質評価実験 A）の方が、動画の各フレームの画質（品質評価実験 B）よりも言語化アプリケーションに与える影響が大きい事がわかった。つまり、言語化アプリケーションの立場から見て、取得コマ数の品質の方が重要であるということである。

予備実験の結果（実線のグラフ）と実データ実験の結果（点線のグラフ）を比較すると、細かい数値は異なるものの、大体同じような傾向が得られたため、言語化アプリケーションは実データにも対応できるということを示すことができた。品質評

価実験 A の結果のグラフにおいては、実データの結果の方が正答率が高かったのに対し、品質評価実験 B の結果のグラフにおいては、実データの結果の方が正答率の低下が明らかだった。この点については、現段階では、評価対象となるデータが少ないため、さらに評価するデータ量を増やし、グラフの収束を見る必要がある。

また、品質評価実験 A の最低限必要なデータ品質のグラフの Bayesian Classifier と HMM を比較すると、HMM の棒グラフの方が短いことから、Bayesian Classifier よりも HMM でデータ処理をする方が高品質の動画データが求められることがわかる。これは、HMM のデータ処理は動画データと加速度データのある程度のコマの集合に対してなされるため、前後のコマ落ちが言語化の誤判定を引き起こしている事が原因であると考えられる。加速度データのグラフにおいては、棒グラフの長さより、Bayesian Classifier と HMM の両方とも 20% 程度と、ある程度低い品質まで落ちて、言語化アプリケーションが最低限の正答を出すことが可能であることがわかった。また、動画データと加速度データの双方の品質変化の場合は、Bayesian Classifier の方が、高品質のデータが必要とされる。

### 7. スマートハウスにおけるデータ収集

本研究では、実験住宅において収集された実データについても、言語化アプリケーションに適応させるために、スマートハウスにおけるプライバシーを考慮したデータ蓄積システムを構築した。

#### 7.1 Ocha House



図 12 実験住宅 Ocha House

実生活空間の環境におけるデータ蓄積は、お茶の水女子大学の実験住宅である Ocha House (図 12)[9] を利用した。

#### 7.2 プライバシーを考慮したデータ蓄積システムの構築

一般に人が出入りする Ocha House にて実データを収集するには、プライバシーを考慮する必要がある。そこで、図 13 に示すようなプライバシーを考慮したデータ蓄積システムを構築した。具体的には、2 台の端末を無限ループで走らせ、検出用の端末 A は動体があるかどうかを監視し、もし動体が検出されれば、画像と音声と加速度の記録を開始する。解析用の端末 B は、端末 A がデータを記録した事を知ると、すぐに記録されたデータを読み出し、言語化アプリケーションの処理に必要な情報（動画の差分輪郭や重心）を保持した後、プライバシーの観点から問題の無い形にデータ加工して、データを保存する。ここでのデータ加工とは、動画データの各フレームを白黒の輪郭画像にし、音声の波形を数値化して個人の特長ができないようにする事である。また、全てのデータに対して、時刻情報も削除する。なお、加速度データについては、記録したままの状態

保持してもプライバシーの観点から問題は無いので、加工は行わない。

小林研究室の落合恵理香さんに大変有用なアドバイスを頂きました。深く感謝いたします。

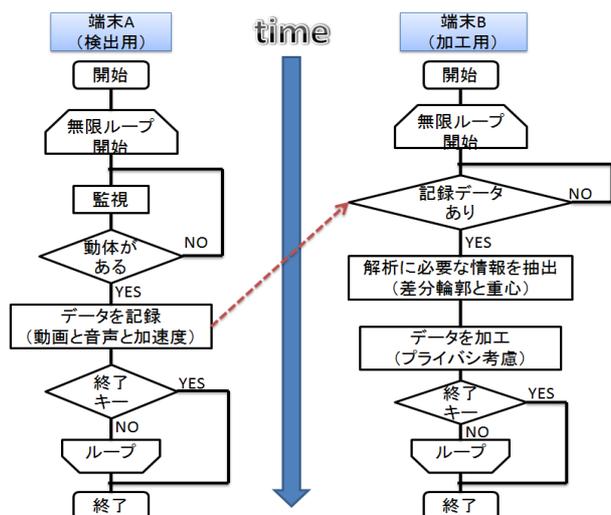


図 13 自律的なデータ蓄積システム

## 8. おわりに

本論文では、ライフログ解析アプリケーションにおいて、入力データの品質が言語化アプリケーションの解析結果に及ぼす影響を定量的な指標で評価する手法として「データ品質評価フレームワーク」を提案し、これを用いてライフログ解析アプリケーションの代表例の1つといえる「人の行動を言語化するアプリケーション」に対して、異なる種類のデータ処理層を実装した場合のデータ品質評価実験を行った。そして、データ品質の劣化と正答率の関係、言語化アプリケーションが要求する入力データの品質を定量的に示し、評価した。データ処理方法については、Bayesian Classifier と HMM の 2 種類を用いて比較を行った。

今後の課題としては、7.2 節で述べたシステムを用いて、実環境における実データを蓄積し、蓄積された大量の実データに対して品質変化が言語化アプリケーションに与える影響を評価したい。また、音声データの利用方法を考慮したいと考えている。

さらに、今までは、動画データの取得コマ数と画質、また、加速度データの取得コマ数の品質評価実験をしてきたが、今後は、実環境のデータ収集において実際に起こり得る品質劣化を扱う予定である。具体的には、図 9 の環境において、ネットワークカメラと加速度センサ端末 SunSPOT から収集されるデータは無線 LAN を通して PC 端末に蓄積されるが、リアルタイムでデータの蓄積と解析を必要とする言語化アプリケーションが、カメラと PC、もしくは、加速度センサ端末と PC の無線 LAN 通信の品質変化（遅延やパケットロス）から受ける影響について、品質評価実験を行いたい。

## 謝 辞

本研究を進めるにあたり、お茶の水女子大学の小林一郎教授、

## 文 献

- [1] 河口信夫, 小川延宏, 岩崎陽平, 梶克彦, 寺田努, 村尾和哉, 井上創造, 川原圭博, 角康之, 西尾信彦. HASC Challenge2010:人間行動理解のための装着型加速度センサデータコーパスの構築. DICOMO2011, 1E-1, 7 2011.
- [2] 小川延宏, 梶克彦, 河口信夫. HASC2010corpus を用いた被験者数と人間行動認識率の相関分析. DICOMO2011, 1E-2, 7 2011.
- [3] 服部祐一, 井上創造, 平川剛. 行動情報共有システムにおける行動認識と可視化. DICOMO2011, 1E-4, 7 2011.
- [4] 中村優斗, 服部祐一, 井上創造, 平川剛. 動画像と加速度データを用いた大規模行動情報共有システムの評価. DICOMO2011, 2E-1, 7 2011.
- [5] 落合恵理香, 小林一郎. 特定空間における人の行動予測モデルに基づく言語化への取り組み. 人工知能学会全国大会(第24回), 2G1-OS3-2, 6 2010.
- [6] *OpenCV*: <http://opencv.jp/>.
- [7] PLANEX CS-WMV04N: <http://www.planex.co.jp/product/camera/cs-wmv04n>.
- [8] サン・マイクロシステムズ-SunSPOT 無線センサーネットワークデバイス: <http://www.sunspotworld.com/>.
- [9] Ocha House (お茶の水女子大学ユビキタスコンピューティング実験住宅): <http://ochahouse.com/>.