

研究論文

無線通信の状態に基づく入力データ品質変化時の ライフログ解析アプリケーションの動作評価

山下 暁香^{1,a)} 小口 正人^{1,b)}

受付日 2012年5月18日, 採録日 2012年12月7日

概要: 近年のデータ収集技術とストレージの大容量化によって, ライフログの実現は以前と比べ格段に容易になった. これを受け, 収集されたセンサデータに各種解析を施すことで, ユーザにとって有用な情報に変換するシステムであるライフログ解析アプリケーションが多数開発されてきた. しかし, これらのライフログ解析アプリケーションにおいて, 入力データの品質については詳細に考慮されてこなかった. そこで, 本論文では, 動画データと加速度データを入力とし, 人の行動の言語化を出力するライフログ解析アプリケーションにおいて, 入力データの品質変化がこのアプリケーションの動作に与える影響を定量的に評価した. データの品質として, 無線 LAN の通信時の品質に注目し, 送信データのパケットロスが本アプリケーションに与える影響を評価した. 結果として, アプリケーションが一連のストリームの集合をまとめて処理する場合と, 各ストリームごとに処理する場合で, パケットロスによる影響が 60%異なることが分かった.

キーワード: ライフログ, 品質評価, 無線 LAN, Bayesian Classifier, HMM

The Performance Evaluation of Lifelog Analysis Application Based on the Quality Difference of Input Data Caused by the Situation of Wireless LAN Communication

AKIKA YAMASHITA^{1,a)} MASATO OGUCHI^{1,b)}

Received: May 18, 2012, Accepted: December 7, 2012

Abstract: In recent years, thanks to the development of data collection technology and a large amount of storage, realization of lifelog have been easier. Thus many kinds of lifelog analysis application which is the system to convert collected sensor data into useful information for human have been developed. However, the quality of input data of these applications have not been concerned in detail. In this paper, we showed correlation between input data quality and the behavior of lifelog analysis application, in which input data is video and acceleration and output is the verbalization of human's action in quantitative index. As the quality of input data, we focus on the packet loss rate of data which is transmitted with wireless LAN. Finally we found the limit quality of wireless LAN for the application and the situation when the packet loss rate cause limit quality of wireless LAN.

Keywords: lifelog, data quality evaluation, wireless LAN, Bayesian Classifier, HMM

1. はじめに

近年, 動画データを取得できるネットワークカメラ, 加速

度や GPS 情報を取得できる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, 高性能化により, 実世界のデータを収集することが技術的に容易になった. また, ストレージの大容量化やクラウドなどの普及により, 個人が TB クラスのストレージを持つことが十分可能となり, 低廉, もしくは無料で大量の情報を蓄積, 検索, 共有する

¹ お茶の水女子大学
Ochanomizu University, Bunkyo, Tokyo 112-8610, Japan
^{a)} akika@ogl.is.ocha.ac.jp
^{b)} oguchi@computer.org

ことが可能になった。これらのデータ収集技術とストレージの発達により、ライフログの実現は以前と比べ格段に敷居が低くなったといえ、これを受け、様々な種類のライフログ解析アプリケーションが開発されてきた。ライフログ解析アプリケーションとは、実世界で収集された様々なセンサデータに対して、各種解析処理を加えることによって、収集されたセンサデータを人の行動履歴や健康状態といった、人間にとって有用な情報に変換するシステムのことである。

近年のデータ収集技術とストレージの発達により、様々な種類のライフログ解析アプリケーションが開発されてきたが、一方で、これらのライフログ解析アプリケーションに入力されるデータの品質については、あまり詳しく考慮されてこなかった。ライフログ解析アプリケーションの振舞いが異なれば、そのアプリケーションが要求するデータの品質も異なる。それぞれのライフログ解析アプリケーションが要求する入力データの品質が明らかになれば、収集データを効率的に蓄積することが可能になる。したがって、どのような処理をするライフログ解析アプリケーションがどの程度の品質の入力データを必要とするのかという点を明らかにすることは重要な課題である。

本研究の目的は、図 1 に示されるように、センサ空間から吸い上げたデータを入力とし、データ処理の結果として、何らかの出力を返すライフログ解析アプリケーションにおいて、入力データの品質の差が出力結果に及ぼす影響を定量的な指標で評価することである。

実際の評価実験では、ライフログ解析アプリケーションの代表例として、動画データと加速度データを入力とし、人の行動の言語化を出力するライフログ解析アプリケーションを用いた。人間を対象としたデータ収集は、人間自身にセンサを装着するタイプのものと、空間にセンサを設置するタイプのものがあり、この研究は後者を対象としている。したがって、データ収集の対象は空間内における人間の動作に限られ、また、個人の特定はしない。これは、たとえば、家庭における監視システムとして用いられることを想定している。動画データをそのまま用いるとプライバシーの問題があるが、これを言語化して扱うことにより、プライバシーの問題を回避できる場合があり、ライフログの活用範囲を大きく広げる可能性があると考えられる。なお、以降、このライフログ解析アプリケーションを「言語化ア

プリケーション」と呼ぶ。

品質評価実験では、無線 LAN の通信品質に着目し、センサ空間から収集した動画データの無線通信時のパケットロスによる画質変化を扱った。実験においては、パケットロス発生を引き起こす要因を評価するために、背景で通信を行う Android 端末を用いて帯域に負荷をかけた。データ品質評価実験の結果として、動画データ送信時の伝送レート、パケットロス発生率が言語化アプリケーションの正答率に与える影響を明らかにした。本論文の構成は以下のとおりである。まず、2 章で関連研究について述べ、本研究の位置づけを明らかにし、3 章で評価実験に用いた言語化アプリケーションの動作と提案するデータ品質評価フレームワークについて延べる。4 章で評価実験の概要を説明し、5 章で結果と考察を述べ、6 章で本論文をまとめる。

2. 関連研究と本研究の位置づけ

本研究の特徴は、以下の 2 点である。

- (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の品質を詳細に考慮している点
- (2) 無線 LAN による通信の品質変化が実際にライフログ解析アプリケーションのような高度な処理を行うアプリケーションに与える影響を評価している点

(1) について、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収集されたデータを解析することで、人の行動を区別し、その結果、行動を言語化して出力するものである。このように、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、このようなシステムに用いられるデータの品質についてはあまり詳しく議論されてこなかった。本研究では、ライフログ解析アプリケーションに対し、入力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。

先行研究 [10] として、動画データと加速度データの取得コマ数と画質の品質変化が言語化アプリケーションに及ぼす影響を評価したが、本論文では、そのような入力データの品質変化が無線 LAN を介した通信において起こる場合を想定し、無線 LAN の品質に着目して評価を行った。

(2) について、近年、無線 LAN の急速な普及により、公共スペースでの公衆無線 LAN サービスが幅広く展開されている。その結果、1 つの AP に複数の端末が接続して通信するという状況が一般的であり、複数の端末が帯域を分け合いながら通信する際、キャリアビジーやコリジョンなどが原因でスループット低下やパケットロスが発生する。無線通信のデータ品質に関連する研究では、文献 [6], [7], [8] のように、干渉の影響を考慮しながら最適な AP 選択を提案するもの、文献 [9] のように、最適な伝送レート適応に

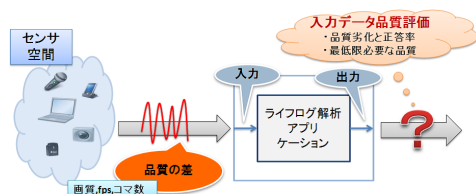


図 1 研究目的の概念図

Fig. 1 An overview of research purpose.

について述べたものがある。文献 [5] では、AP と端末間の距離と端末の伝送レートの組合せによるスループット計測を行っており、スループット低下と MAC フレーム再送率の関係を示している。このように、無線 LAN の通信品質、環境を最適化する試みは多くなされてきたが、一方で、無線 LAN の通信状況により、品質が変化した送信データがライフログ解析アプリケーションのように高度な処理をするアプリケーションの入力データとして用いられる場合、無線 LAN の品質変化がアプリケーションの動作にどの程度の影響を与えるのかという研究は行われてこなかった。そこで、本研究では、実機実験により無線通信環境下で送信データにパケットロスが発生させ、パケットロスにより品質変化したデータをライフログ解析アプリケーション一例である言語化アプリケーションに入力したとき、言語化アプリケーションが受ける影響を評価した。

本研究で扱う言語化アプリケーションは、データの収集をローカルで行い、データの解析および、行動の監視をリモートで行うことを想定している。この場合、よって、コードレスな無線 LAN によってデータ通信をする方が現実的である。

有線 LAN は一般に通信帯域が無線 LAN より広く、たとえば 1 Gbps のイーサネットを用いた場合、今回の測定条件では輻輳がなければパケットロスは 1% 未満であると予想できる。

それに比べ、無線 LAN の方は、帯域が狭いうえに、データ通信を行う他の端末との干渉によるノイズの影響も受けやすい。よって、本研究では、メインのデータ通信を行う端末の帯域を奪う背景端末の数に応じたパケットロス率を扱う実験を行った。

3. 言語化アプリケーションとデータ品質評価フレームワーク

3.1 言語化アプリケーションの動作

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 [11] を用いる。空間にセンサを設置してデータを収集するタイプのライフログに関し、近年の一般的なライフログ解析アプリケーションにおいて使われる代表的なデータは、画像データや動画データ、加速度データ、音声データなどであるため、本論文では、代表例として、動画データと加速度データを利用する、この言語化アプリケーションを用いた、直接人間に装着せず、環境側から取得するタイプのデータ取得装置としては、他に、人感センサのようなものもあるが、動画データと加速度データを利用する方が、情報量が多いため、人感センサを利用するよりも、多くの情報を抽出できる。

また、本論文で得られた知見は、適用したライフログ解析アプリケーションは言語化アプリケーションの 1 つのみ

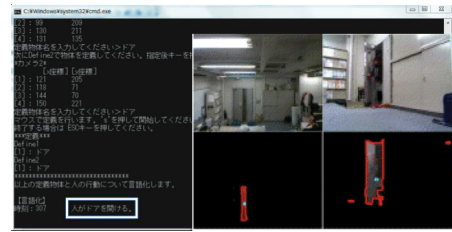


図 2 言語化アプリケーションの動作

Fig. 2 Execution of human activity analytic system.

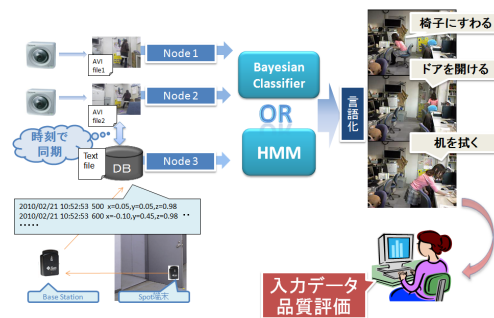


図 3 言語化アプリケーションの仕組み

Fig. 3 Flowchart of human activity analytic system.

であるが、そのデータ処理手法として異なる 2 種類のアプローチを取り入れ、入力データの品質変化がそれぞれのデータ処理手法にどのように吸収されるのかを比較しているため、ある程度の汎用性が保たれており、したがって、一般的なライフログ解析アプリケーションの導入にあたり入力データの品質を検討するために参考になるもの、という位置づけである。

言語化アプリケーションの動作環境は以下のとおりである。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。たとえば、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。

実行環境は図 3 のとおりである。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 (Hidden Markov Model) 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、比較のため、Bayesian Classifier と HMM という 2 つの異なるデータ処理モデルを用いた。

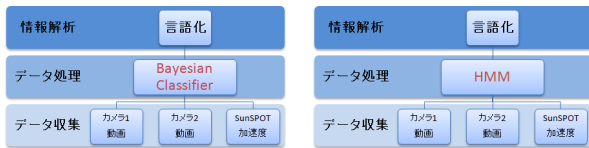


図 4 データ品質評価フレームワーク (左: ベイズ分類器モデル, 右: 隠れマルコフモデル)

Fig. 4 Data quality evaluation framework (left: Bayesian Classifier, right: Hidden Markov Model).

3.2 データ品質評価フレームワーク

図 3 に示される言語化アプリケーションの処理を「データ収集層」、「データ処理層」、「情報解析層」の 3 層に分割したものを概念的に「データ品質評価フレームワーク」と呼ぶ (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ごとのデータを集約し、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た。

2 種類のデータ処理層の違いは以下のとおりである。Bayesian Classifier の場合は、動画データと加速度データの各コマごとに対してデータ処理を施すが、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行っている。

3.3 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 フレームごとに、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。そしてこの重心があらかじめ定義した物体 (ドアなど) と重なる回数を数え、この回数があらかじ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あらかじ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。

3.4 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ときに、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、因果関係を条件付き確率表 (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 3.5.1 項で述べる。

次に、HMM は、マルコフ過程に従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 3.5.2 項で述べる。

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ごと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系列に対してデータ処理をしている。

3.5 言語化アプリケーションのモデル化と情報解析層

3.5.1 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。

あらかじめ与えられた CPT を用いて、公式

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

を最大にする A_i をもっと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すべて

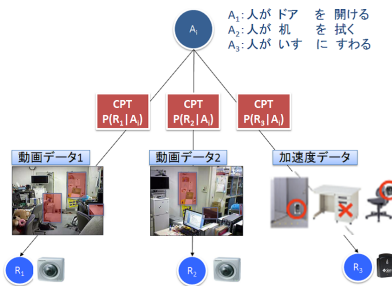


図 5 Bayesian Classifier による言語化アプリケーションのモデル化

Fig. 5 Model of human activity analytic system based on Bayesian Classifier.

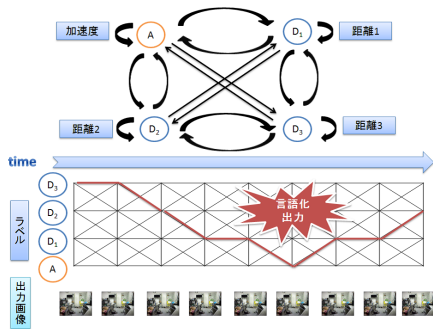


図 6 HMM による言語化アプリケーションのモデル化

Fig. 6 Model of human activity analytic system based on HMM.

のコマに対してされる。

3.5.2 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 を用いたときの言語化アプリケーションのモデル化を図 6 に示す。

遷移確率のみが分かる状態 (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 ($D_3 \Rightarrow D_2 \Rightarrow D_1$)、ある程度そこにとどまり ($D_1 \Rightarrow D_1$)、さらに、加速度センサが反応する ($D_1 \Rightarrow A$) ときに、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。

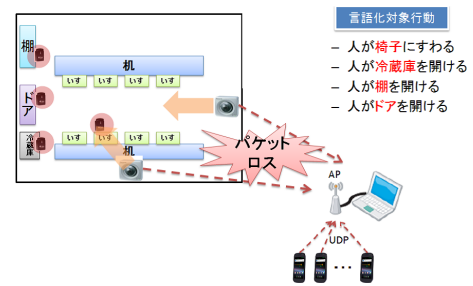


図 7 言語化アプリケーションの実行環境

Fig. 7 Execution environment of human activity analytic system.

4. 評価実験概要

4.1 想定する言語化アプリケーションの実行環境

言語化アプリケーションは、図 7 のようなセンサ空間において、人が行動を行ったときに、その行動の言語化を出力するものである。この言語化アプリケーションを一般的な家庭における監視システムとして利用する場合を想定する。

センサ空間には、異なる角度から動画を記録するカメラ 2 台と、人が行動を行った際に動く物体である椅子、冷蔵庫のドア、棚のドア、部屋のドアに加速度センサ端末 SunSPOT をそれぞれ取り付けた。本実験で言語化の対象とした行動は、図 7 の右側に示されている「人が椅子にすわる」、「人が冷蔵庫を開ける」、「人が棚を開ける」、「人がドアを開ける」の 4 種類である。加速度センサをドアなどの物体に取り付けることで、たとえば「人がドアを開ける」という行動をしたときに、ドアの動きをセンシングしている。なお、本実験では、動画データのみの品質に着目し、加速度データの品質はすべて最高の品質である 100% のものを用いている。

カメラによってセンサ空間から収集した動画データは、データ解析処理のために AP を通して無線 LAN で PC に送信される。動画データの送信については、多少のパケットロスがあっても通信速度を重視する必要があるため、UDP を用いた。このとき、周りの干渉波やノイズの影響により、スループット低下とパケットロスが発生する。ここでいう干渉波やノイズは、以下の状況で起こりうる。

- (1) データ送信に用いている AP を、他の PC や Android 端末など複数端末が共有している。
- (2) データ送信に用いている AP 付近に同一チャネル、または近いチャネルを用いる別の AP が存在する。

以上のような環境下では、個々の端末の帯域が減少し、通信の品質が劣化する。本論文では (1) の状況を想定した評価実験を行った*1カメラから収集したメインである動画データの送信時に、背景通信を行う端末として Android

*1 なお、(2) の状況については今後の課題とする。

端末を用い、帯域を奪い合う環境を実機実験で再現した。実験では、メインの動画データ送信時の伝送レートを変化させ、動画データのような一定レートのストリームが無線 LAN のマルチレート多重化により受ける QoE (Quality of Experience) 特性を調べた。なお、ここでいう QoE とは、ユーザがアプリケーションの実行結果から受ける影響の指標という意味で考えており、そのため無線 LAN の通信の品質が、アプリケーションの実行結果にどの程度の影響を及ぼすのかという関係性を評価した。

4.2 実験環境

無線 LAN による実験環境の詳細を図 8 に示す。これは、図 7 に示されている無線 LAN の通信部分の詳細であり、図 7 の言語化アプリケーションを用いた実行環境によって、記録した人の行動の動画データを無線 LAN によって遠隔の PC 端末に転送するときの環境を示している。送信側 PC は言語化アプリケーションのカメラを想定しており、681 MB の動画データを EC (Ethernet Converter) を利用して UDP パケットで送り出す。定量的な評価のため、動画データ送信時の伝送レートを固定した。マルチレートの規定値として、IEEE802.11g では 54, 48, 36, 24, 18, 12, 9, 6 Mbps の 8 種類の伝送レートが定義されている。本実験では、伝送レートが指定可能な Planex 社の MZK-MF300N [12] を使用し、代表値として 54, 36, 18, 6 Mbps に固定したとき、また、auto とした場合の実験を行った。送信後のパケット解析のため、MAC フレームモニタをキャプチャする機器 AirPcap [13] を送信側端末の近くに設置した。

受信側については、動画データの受信をするための AP に背景端末として Android 端末が 0~5 台通信しており、動画データ送信端末、また Android 端末どうしで帯域を奪い合う。Android 端末には Nexus S [15] (以下、NS) を利用し、こちらについては、伝送レートを 54 Mbps に固定して iperf [14] で通信を行う。本実験において送信側と受信側端末の距離は、1 m 程度であり、NS は AP のすぐ近くに配置されている。実験回数については、3 回行った。つまり、図 7 の環境でカメラ 2 台を用いて 3 回動画データを取得し、その 3 組の動画データを図 8 の環境で転送している。

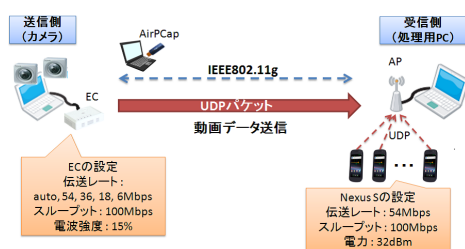


図 8 実験環境概要

Fig. 8 An overview of experimental environment.

動画データのフォーマットについては、送信側から、言語化アプリケーションを実行することによって取得した未圧縮の avi 形式の動画データを、それぞれ bmp 画像に分割し、1 枚 1 枚の bmp 画像の画素の情報を 1.5 KB 分バッファに詰めて、画像の左上から順番に転送している。動画フォーマットとして圧縮形式のものをを用いた場合、どのフレームが紛失するかが画像の品質に大きく影響し、客観的な評価結果が得にくい。本実験では未圧縮の形式を用いているため、紛失フレームの違いによる品質への影響は少なく、実験の評価を行ううえで妥当であるといえる。また動画データの内容についても、実験住宅における人間の自然な振舞いを撮影したものであり、ライフログの動画データとしては一般性が高いと考えられるため、評価を行うデータとして妥当なものであるといえる。

5. 実験結果と考察

5.1 マルチレート適応時による動画データのパケットロス率

総データサイズが 681 MB の動画データをマルチレートで送信した際の到達データサイズとパケットロス率の関係を図 9 に示す。グラフは、背景端末である NS が AP と通信している中に割り込む形でデータサイズが 681 MB の大きさの動画データの送信を行ったとき、どの程度のサイズのデータが受信側に届くか（図 9 左）、また、どの程度のパケットロスがあったか（図 9 右）を表している。左右どちらのグラフも横軸は NS の通信台数である。なお、グラフの伝送レートは、動画データ送信側の伝送レートであり、NS の伝送レートではないことに注意されたい。NS の伝送レートはつねに 54 Mbps に固定されている。

グラフより、伝送レートが 6, 18 Mbps と低いときは、背景端末 NS の台数が 0 台にもかかわらず、到達データのサイズは小さく、パケットロス率についても、6 Mbps のときにつねに 90% 程度、18 Mbps のときに 60~80% 程度と高い。したがって、送信データの伝送レートが低いときは、電波が弱いいため、54 Mbps で通信している NS にうまく割り込めないということが分かる。

一方、動画データの伝送レートが 36 Mbps, 54 Mbps と高い値の場合、背景端末 NS の台数が少ないときは、十分なサイズの動画データが到達し、パケットロス率も低い。

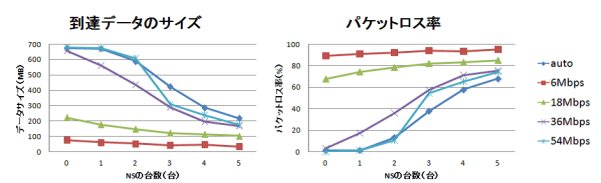


図 9 背景端末の台数と到達データサイズ、パケットロス率の関連関係

Fig. 9 Correlation between the number of background terminals and the size of arrived data or packet loss rate.

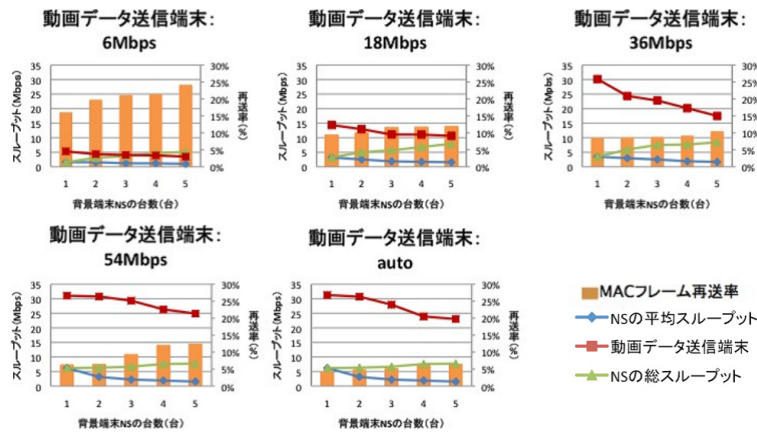


図 10 マルチレート適応時の背景端末の平均スループットと総スループット

Fig. 10 Average throughput and total throughput of background terminals on multi-rate cases.

NS の台数が増えると、到達データのサイズとパケットロス率が顕著に変化し、NS が 5 台のときは、すべてのレートにおいて、60%以上のパケットロスが発生する。

伝送レートを auto としたときのグラフ (auto) を見ると、背景端末が 2 台から 3 台に変わるときに、到達データサイズとパケットロス率の値が他と比べて急激に変化している。これは、NS が 0 台のときは、帯域が空いているうえ、AP と送信側端末の距離が 1m と近くにある点から、高い伝送レート 54Mbps で通信を行うのに対し、背景端末が 2 台から 3 台に変わった時点で、通信状況が悪くなったという判断を行い、伝送レートを 54Mbps から 36Mbps に落としたためであると考えられる。このことより、AP と送信側端末の距離が 1m 程度のとき、背景端末が 2 台のときまで快適な通信を行えるということが分かった。

なお、AP と送信側端末の距離が 1m よりも離れているときについても今後実験していきたい。

5.2 背景端末のスループット

図 9 のように、背景端末 NS が増加するとパケットロス率が大きくなるのは、動画データ送信端末と NS が帯域を奪い合うためである。

本論文における言語化アプリケーションを異常検知に用いると考えるとき、リアルタイムでの行動解析が必須となる。よって、ネットワークカメラや加速度センサといったデータ収集端末から収集されたデータが、一定時間にどの程度の割合で解析用端末に到着するかというスループットの結果も重要な指標といえる。ただし、本論文の評価実験では、動画データのみを転送した場合を想定しており、加速度データについては、転送せず、収集した最高の 100%の品質のデータを用いている。

この節では、背景端末 NS のスループットの関係を示すことで、動画データ送信端末が NS の帯域にどの程度割り込めたかを調査し、動画データ送信端末の伝送レートが

18, 36 Mbps のときは、NS の帯域に割り込めることを確認した。

図 10 に動画データ送信端末の伝送レートが auto, 6, 18, 36, 54 Mbps のときの背景端末 NS の平均スループットと総スループット、さらに、動画データ送信端末のスループットと MAC フレーム再送率の関係を示した。

動画データ送信端末の伝送レートが 6 Mbps のグラフについては、もとのスループットが 6 Mbps を超えることができないので、メインの端末である動画データ送信端末と背景端末である Android 端末 NS の双方のスループットとも低い。18 Mbps 以上のグラフになると、メインの端末のスループットと背景端末のスループットに大きな差が見られた。メインの端末である動画データ送信端末は、設定した伝送レートに近いスループットが得られているのに対し、背景端末は、伝送レートを 54 Mbps に固定し、AP のすぐ近くで通信をしているにもかかわらず、スループットが 5~10 Mbps 程度であった。

比較のためのデータとして、動画データ送信端末は通信しておらず、背景端末 NS のみが通信している場合のスループットを計測したところ、NS のみの通信のとき、合計で 20 Mbps 程度のスループットが出ており、この背景端末のみが通信を行っている環境に動画データ送信端末が割り込み、通信、つまり、動画データの転送を始めた途端、背景端末 NS のスループットは 20 Mbps から 5~10 Mbps に急激に減少するという現象が見られた。

本実験で採用した無線の規格、IEEE802.11g では、AP と通信しているすべての端末に対して、送信機会が均等に割り当てられているが、本実験においては、メインの動画データ送信端末と背景端末である Android 端末 NS の間に明らかなスループットの差が見られた。このメインの動画データ送信端末と背景端末 NS のスループットの明らかな差の原因は、背景端末である Android のパワーセービングである。つまり、メインの動画データ送信端末は、自身の

送信機会が与えられたときに積極的にパケットを送り出しているのに対し、背景端末である Android 端末は、自身の送信機会が与えられても、積極的にパケットを送出せず、休んでいることが多いということである。

さらに、MAC フレーム再送率については、速度が遅く、安定しているはずの 6Mbps の伝送レートの場合のほうが、54Mbps の伝送レートのときよりも高かった。この原因は背景端末 NS のパワーセービングである。まず、無線通信環境について、メインの端末である動画データ送信端末の伝送レートが auto, 6 Mbps, 18 Mbps, 36 Mbps, 54 Mbps の 5 パターンであり、背景端末 NS の伝送レートが 54 Mbps に固定されていることを注意されたい。

メインの動画データ送信端末の伝送レートが 54 Mbps のとき、送信側の EC は動画データの packets を速いレートで送出するので、背景端末 NS の送信機会の順番が回ってくる間隔が狭い。このとき、背景端末は十分に休む時間が与えられないので、自身の送信機会が来ても、パケットを送信しないことが多い。その結果、受信側の AP でメインの端末と背景端末の packets のコリジョンが発生しにくく、メインの動画データ送信端末の MAC フレーム再送率は小さくなる。

一方、メインの動画データ送信端末の伝送レートが 6 Mbps のとき、送信側の EC は動画データの packets を十分遅いレートで送出するので、背景端末 NS は送信機会の順番が回ってくる間隔が長く、背景端末 NS は十分に休む時間が与えられ、自身の送信機会の順番が回ってきたときにパケットを送出することができる。その結果、受信側の AP で、メインの端末と背景端末の packets のコリジョンが発生する確率が高くなり、6 Mbps のときのほうが MAC フレーム再送率が高くなる。

また、NS の台数増加に応じて、総スループットが減少する理由として、NS どちらの packets の衝突が原因であると考えられる。つまり、複数の NS が帯域を奪い合いながら通信をしている状況下に、動画データのような、一定のスループットでデータ送信をする端末が割り込む場合、データ送信端末の伝送レートが低い場合は、背景端末の帯域を奪うことができず、データ送信端末が帯域を増加させることができない。これに対し伝送レートが高い場合は、背景端末自身はその分、帯域を増加させることができる。

図 11 に時系列順の動画データ送信端末の MAC フレーム再送率を示す。なお、本論文の評価実験で用いたアクセスポイント (AP) の仕様では、MAC フレーム再送が 48 回繰り返されると、1 回の packet ロスにつながる。グラフは、動画データ送信端末の伝送レートを auto とし、背景端末が 5 台のときの時系列データである。グラフの横軸は時間 (秒)、縦軸は 1 秒ごとの動画データ送信端末の MAC フレーム再送率を示している。このグラフは、681 MB の

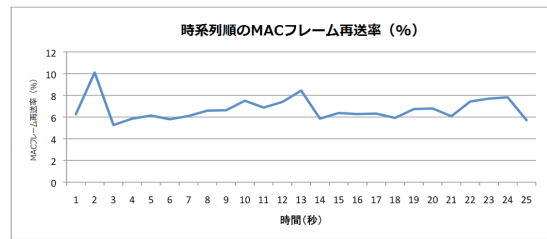


図 11 時系列順の動画データ送信端末の MAC フレーム再送率
Fig. 11 MAC frame retransmission rate of movie data sending terminal in chronological order.

動画データが約 60 秒間かけて転送されるときの、転送始めと終わりのデータを除去した、中央の 24 秒間のデータを抽出したものであり、1 秒ごとの MAC フレーム再送率を平均したものである。

図 10 の結果より、伝送レートが auto, 背景端末が 5 台であるとき、動画データ送信端末の MAC フレーム再送率の平均は、7% 程度である。図 11 で、1 秒ごとの MAC フレーム再送率の推移を見ると、3~13 秒にかけて再送率が 5~8% に増加し、14 秒で 6% に減少している。また、14~24 秒にかけて、6~8% に増加し、25 秒で減少している。これは、メインの動画データ送信端末と背景端末が帯域を分け合うことによって、MAC フレーム再送率が増加し、結果、packet ロスが発生することによって、14 秒の時点で輻輳ウィンドウの値が減少している。これは、約 10 秒単位ごとに繰り返されており、10 秒単位ごとの packet ロスが言語化アプリケーションの正答率に影響を与えている。

本研究では、無線 LAN の品質評価のみでなく、無線 LAN の下層の振舞いが言語化アプリケーションに与える影響を end to end で評価しているという点で、新規性があるといえる。

5.3 言語化アプリケーションの正答率

背景端末 NS との AP 共有による無線 LAN の品質変化によって、packet ロスが発生した動画データを実際に言語化アプリケーションに入力したときに、言語化アプリケーションの正答率がどのような影響を受けるかを定量的に評価した。

なお、評価実験で用いた 4 種類の行動による言語化アプリケーションの正答率の算出は、4 種類の行動の平均値をとっている。この言語化対象の行動数は、行動の組合せを変更し、3 種類の行動で平均した際も言語化アプリケーションの正答率の変化は 10% 以内に抑えられていた。したがって、行動パターンの種類数を増やしても、言語化アプリケーションの正答率に関する評価結果はあまり大きくは変わらないと考えられる。参考のため、図 12 に行動の対象を 3 種類にしたときの結果を示す。

5.3.1 言語化アプリケーションの正答率の算出方法

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

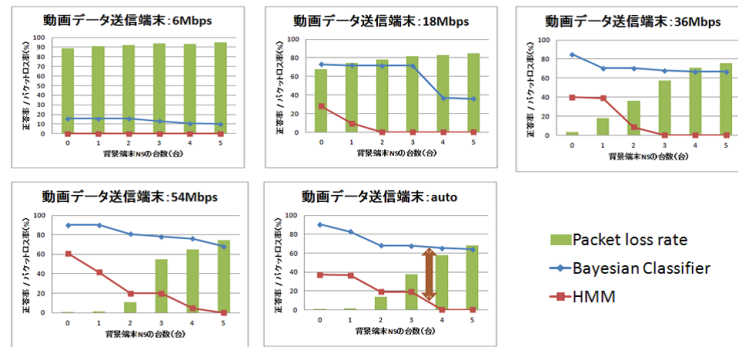


図 13 マルチレート適応時の背景端末の台数と言語化アプリケーションの正答率

Fig. 13 Correlation between number of background terminals and accuracy of human activity analytic system on multi-rate cases.

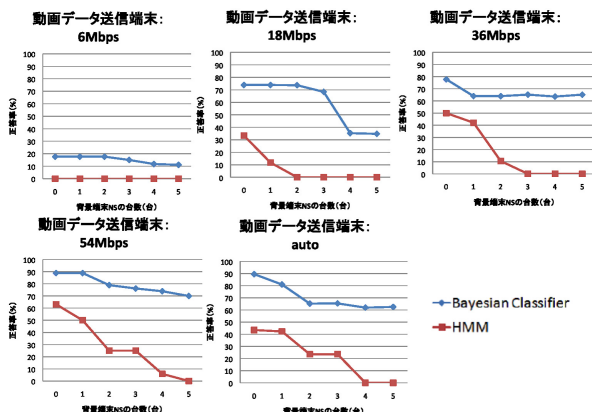


図 12 マルチレート適応時の背景端末の台数と言語化アプリケーションの正答率 (言語化対象行動数を変更したとき)

Fig. 12 Correlation between number of background terminals and accuracy of human activity analytic system on multi-rate cases (when the number of verbalized action is changed).

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、このとき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ともない、つまり、動画データを無線 LAN で転送時に起きる動画データの品質劣化にともない、起こりうる誤った言語化の種類としては以下の 3 種類がある。なお、加速度データについては、最高の品質である 100%の品質のデータを用いている。

- 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とき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れば正答率が

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、もう 1 つの評価指標として、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も明らかにした。これは、行われたすべ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、言語化アプリケーションの限界の品質を意味する。つまりデータの品質を低下させて行ったときに、「行動が起きているのに言語化が出力されない」という状態が起こる直前の品質である。

5.3.2 マルチレート適応時の無線 LAN 環境と言語化アプリケーションの正答率

図 13 に、パケットロスが発生し、品質劣化した動画データを言語化アプリケーションに入力したときの言語化アプリケーションの正答率を示した。

いずれのグラフにおいても、Bayesian Classifier と HMM を比較すると、HMM でデータ処理をした方が正答率が低くなる。この理由は、3.2 節で述べたように、データ処理方法の特徴の違いによっており、HMM は、動画データと加速度データについて、ある程度のデータの集合に対して処理をするものであることから、現在のフレームに関する処理が前後のフレームに依存しており、前後のフレームのパケットロスによる品質変化により敏感に反応するためである。

また、正答率の変化の特徴として、Bayesian Classifier の方は、比較的なだらかに減少するのに対し、HMM は、背景端末が 2~4 台のときに正答率の値の変わり目になっており、4~5 台のときについては、正答率は 0%であった。

表 1 にそれぞれの伝送レート適応時において、言語化アプリケーションの最低限の品質が得られるときの背景端末 NS の台数を示した。表中の「0 台」は、NS が 0 台にもかかわらず最低限の正答率は得られなかったことを意味する。つまり、その伝送レート適応時は、背景端末の台数に関係なく、すべての言語化対象行動のうち、1 度も言語化が出力されなかったものがあるということである。6 Mbps

表 1 最低限の正答率が得られるときの背景端末の台数

Table 1 The number of background terminals necessary for minimum accuracy.

背景端末の台数		動画データ送信端末の伝送レート				
		6Mbps	18Mbps	36Mbps	54Mbps	auto
Bayesian Classifier	Bayesian Classifier	0台	5台	5台	5台	5台
	HMM	0台	0台	0台	1台	0台

と伝送レートが低い場合、Bayesian Classifier と HMM の双方において、NS の台数に関係なく最低限の正答率は得られなかった。

Bayesian Classifier については、伝送レートが 18 Mbps 以上のときは、背景端末が 5 台になっても、最低限の正答率は満たされていた。一方、HMM の方は、伝送レートが 54 Mbps のときのみ、最低限の正答率が確保できるという結果になり、HMM は Bayesian Classifier に比べて、パケットロス率の影響をかなり敏感に受けることが分かった。

以上より、マルチレート適用時、Bayesian Classifier では、18 Mbps のときに、背景端末が 5 台のときまで（図 9 より、このときのパケットロス率は 80%程度）、言語化アプリケーションが最低限の正答率を出すことができ、HMM では、54 Mbps のとき、背景端末が 1 台のときまで（図 9 より、このときのパケットロス率は 0%程度）、最低限の正答率を出すことができた。

5.4 パケットロス率（背景端末の台数）とデータ品質の関連性

本論文における無線 LAN 品質変化は、言語化アプリケーションの性質に間接的な影響を与えている。

実際には、本論文における無線 LAN の品質変化評価実験が文献 [10] で述べている入力データ品質（動画データのコマ落とし、加速度データのコマ落とし、動画データと加速度データのコマ落とし、ボヤけた画像、縦ブレ画像、横ブレ画像、解像度）に影響を与え、文献 [10] で記述した入力データ品質が、直接、言語化アプリケーションの正答率に影響を与える形となっているが、本論文では、そのような間接的な関係を議論するものであり、無線によるパケットロスが最終的に言語化アプリケーションの正答率に及ぼす影響を評価したものである。

参考として、図 14 と図 15 に、文献 [10] で定義している入力データの品質を縦軸、本論文の評価の指標として用いている背景端末の台数を横軸としたグラフを示す。伝送レートが auto のときのデータを用いている。

2つのグラフは、背景端末の台数増加によるパケットロス率の増加と文献 [10] の入力データ品質の相関関係を示している。背景端末の台数増加に従って、コマ落としや画質変更をしたときの入力データの品質が減少することが確認できる。

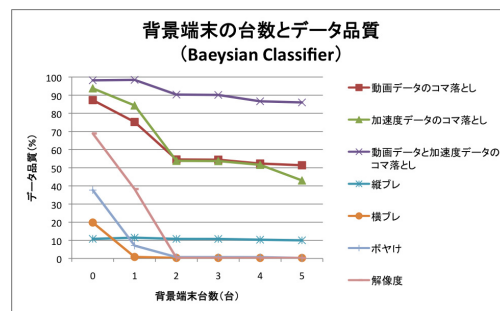


図 14 背景端末の台数と文献 [10] の入力データ品質の関係 (Bayesian Classifier)

Fig. 14 Correlation between the number of background terminals and input data quality (Bayesian Classifier) in reference [10].

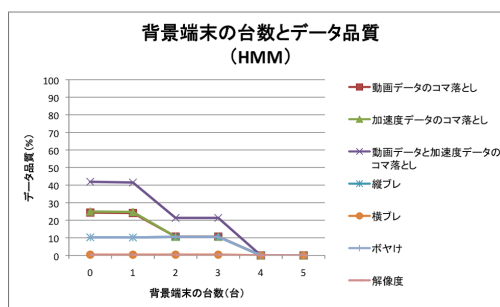


図 15 背景端末の台数と文献 [10] の入力データ品質の関係 (HMM)

Fig. 15 Correlation between the number of background terminals and input data quality (HMM) in reference [10].

たとえば、Bayesian Classifier の結果である図 14 より、背景端末の台数が 5 台のとき、つまり、パケットロス率が 67%（図 13 右下のグラフ auto 参照）は、コマ落ちした動画データと加速度データ 85%程度の品質に相当する。つまり、15%のコマ落ちである。

一方、HMM の結果である図 15 では、すべての背景端末の台数（パケットロス率）に対するデータ品質が Bayesian Classifier よりも低い。このことから、HMM を用いてデータ処理をした方が、入力データ品質の変化に敏感で、言語化アプリケーションの正答率に与える影響が大きいことが分かる。

6. まとめと今後の課題

本論文では、ライフログ解析アプリケーションの一例である言語化アプリケーションを用いた実機実験を通して、動画データのような一定サイズのストリームが無線 LAN のマルチレート多重化により受ける QoE 特性を調査した。結果として、ストリームデータを各フレームごとに処理するデータ処理モデルである Bayesian Classifier とある程度のフレームの集合ごとに処理するデータ処理モデル HMM を通したときに、言語化アプリケーションの最低限の正答率を得るために、要求されるデータ品質が異なることが分かった。具体的には、Bayesian Classifier では、18 Mbps,

背景端末 5 台, パケットロス率 80% の品質, HMM では, 54Mbps, 背景端末 1 台, パケットロス率ほぼ 0% の品質が必要であった. このように, 一連のデータをまとめて処理するモデルに対しては, 入力データの品質変化の影響は大きい.

今後の課題として, 本論文で得られた実験結果は代表値を用いたものである. 値の変化が激しい部分について, 詳細な実験を行ってきたい. また, 動画データ送信端末と AP の距離が 1m と比較的近い距離に固定しての実験のみしか行っていないため, 距離の調節を行いたい. また, 背景端末の伝送レートを変化させたときの評価も必要だと考えられる.

さらに, 4.1 節で述べた干渉環境の 2 番の AP どうしが干渉する評価実験も行いたい.

謝辞 本研究は一部, 独立行政法人情報通信研究機構の委託研究「新世代ネットワークを支えるネットワーク仮想化基盤技術の研究開発・課題ウ 新世代ネットワークアプリケーションの研究開発」によるものである. また, 本研究を進めるにあたり, お茶の水女子大学研究室の小林一郎教授, MONASH 大学の Eng Keong Lua 教授, NEC クラウドシステム研究所の村瀬勉氏に大変有用なアドバイスをいただきました. 深く感謝いたします.

参考文献

- [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 (July 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 (July 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 (July 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 (July 2011).
- [5] 岩木紗恵子, 村瀬 勉, 小口正人: マルチレート無線 LAN の実環境におけるモバイル端末を用いた AP 選択方法の評価, DEIM2012, C11-2 (Mar. 2012).
- [6] Han, D., Andersen, D.G., Kaminsky, M., Papagiannaki, K. and Seshan, S.: Access Point Localization Using Logal Signal Strength Gradient, *Network Measurement*, LNCS 5448, pp.91-100 (2009).
- [7] Han, D., Agarwala, A., Andersen, D.G., Kaminsky, M., Papagiannaki, K. and Seshan, S.: Mark-and-Sweep: Getting the "Inside" Scoop on Neighborhood Networks, *IMC 08* (Oct. 2008).
- [8] Abusubaih, M. and Wolisz, A.: Interference Aware Decentralized Access Point Selection Policy for Multi-Rate IEEE 802.11 Wireless LANs, *19'th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, PIMRC* (Sep. 2008).
- [9] Acharya, P.A.K., Sharma, A., Belding, E.M., Almeroh, K.C. and Papagiannaki, K.: Rate Adaption in Con-

gested Wireless Networks through Real-Time Measurements, *IEEE Trans. Mobile Computing*, Vol.9, No.11, pp.1535-1550 (2010).

- [10] 山下暁香, 小口正人: 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, DEIM2012, F9-1 (Mar. 2012).
- [11] 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, 2010 年度人工知能学会全国大会 (第 24 回), 2G1-OS3-2 (June 2010).
- [12] Planex MZK-MF300N, available from <http://platex.co.jp/product/router/mzk-mf300n/>.
- [13] AirPCap, available from <http://www.cacotech.com/products/airpcap.html>.
- [14] Iperf, available from <http://sourceforge.net/projects/iperf/>.
- [15] Nexus S, available from http://ja.wikipedia.org/wiki/Nexus_S.



山下 暁香 (学生会員)

1988 年生. 2011 年お茶の水女子大学理学部情報科学科卒業. 2012 年同大学大学院修士課程修了. 同年同大学院博士課程進学, 在学中. ライフログ解析アプリケーションにおけるデータ品質評価の研究に従事.



小口 正人 (正会員)

1967 年生. 1990 年慶応義塾大学工学部電気工学科卒業. 1992 年東京大学大学院修士課程修了. 1995 年同大学院博士課程修了. 博士 (工学). 学術情報センター中核的研究機関研究員, 東京大学生産技術研究所特別研究員, 中央大学研究開発機構助教授, お茶の水女子大学理学部情報科学科助教授を経て, 2006 年より同教授. ネットワークコンピューティング・ミドルウェアに関する研究に従事. IEEE, ACM, 電子情報通信学会各会員.