

# スロートマイクを用いた水分摂取量自動記録手法による 介護支援の検討

小林 悠一<sup>1,a)</sup> 峰野 博史<sup>1</sup>

**概要:** 近年、日本は高齢者の人口比率は増加し続けており超高齢化社会を迎えている。超高齢化社会では、高齢者に対して高齢者を支える人の割合が非常に低いことから介護支援システムに対する需要が高まりつつある。介護の中でも高齢者の健康を記録・管理することは重要項目であるが、高齢化率が上昇し記録・管理しなければならない情報が増加するにもかかわらず、手で記録する場面が多いため介護者に負担がかかってしまうという課題があった。本研究では、高齢者の健康に関する記録を自動化することで介護者の負担を軽減させるために、特に高齢者の水分摂取量の記録に焦点をあて、スロートマイクによって収集した音データを用いて水分摂取量自動記録手法を提案する。本手法の有効性を検証するため、「飲む」推定と一口量の推定を音データの周波数特性と振幅特性を用いて基礎実験を行った結果、「飲む」推定を95%、一口量の推定を80%の精度で行うことが確認できた。

## Study of A Fluid Intake Automatic Recording Method Using Throat Microphone for Care Support

### **Abstract:**

In recent years, Japan is a super ageing society, and the ageing rate of the Japanese population is rising year by year. Because a very low percentage of people who support the elderly as compared to the elderly, increasing demand for care support system. In care work, recording and management about the health of the elderly are important. However, despite aging rate is rising, information that must be managed and record increases, be recorded manually in many cases. Therefore, the burden of caregivers is a problem. In this paper, by automatically recording the health of the elderly to reduce the burden on caregivers, we purpose the water intake automatic recording method using the data of sound that was collected using a throat microphone. In order to verify the effectiveness of the proposed method, results of the basic experiment that the estimation of "drinking" and the estimation of fluid intake in one bite amount using Frequency and Amplitude characteristics of the sound data, we were able to confirm the estimation accuracy of "drinking" was 95%, and the estimation accuracy of fluid intake in one bite amount was 80%.

## 1. はじめに

近年、日本は超高齢化社会を迎えている。日本の総人口は年々減少しているにもかかわらず高齢者人口は増加し続けており、現在日本の高齢化率は24.1%にまで達した [1]。65歳以上の高齢人口と15歳～64歳の生産年齢人口との比率をみても、1950年には1人の高齢人口に対して12.1人の生産年齢人口がいたが、2012年には1人の高齢人口に対して2.6人の生産年齢人口、2060年には推計で1人の高齢人口に対して1.3人の生産年齢人口にまで比

率が減少した。今後、日本はさらに少ない人数で高齢者を支えていかなければならなくなり、一人当たりにかかる負担が少なくなる支援サービスが必要不可欠となっている。

超高齢化社会に入り高齢者を支える人の割合が減少したため、高齢者の生活を支えている介護者への負担が増加する恐れがあり、介護者の負担を軽減する介護支援サービスが求められている。また、60歳以上の高齢者を対象に実施した「高齢者に対する政策と支援で大切だと思うもの」の回答は「介護や福祉サービス」が60.9%で最も多いことから、高齢者からも介護支援サービスの需要が高いことが見受けられる [2]。介護者への負担増加は介護者だけではなく介護を受ける高齢者に対しても深刻な問題であり、介護

<sup>1</sup> 静岡大学大学院情報学研究科  
Graduate School of Informatics, Shizuoka University  
<sup>a)</sup> kobayashi@minelab.jp

者への負担を軽減させる解決策が超高齢化社会において必要とされている。

介護の中でも高齢者の健康管理は重要であり、健康管理のためには細かな記録が必要となる。健康管理の記録はフォーマットが作成されるなど作業内容は定さだめられているルーチンワークであるのかかわらず、自動ではなく手動で行われている。健康管理は継続的に行うルーチンワークであるため、手動で行うと負担がかかるだけでなく、ヒューマンエラーによる記録漏れやミスが生じるため非効率である。今後、高齢化率が上昇して記録・管理しなければならない情報が増加し続けると、手動記録のままでは介護者への負担がさらに増大してしまうことが考えられ、負担軽減のためにも記録の自動化が必要である。

健康管理に必要な情報の一つに水分摂取量の記録があげられる [3]。高齢者が 1 日に必要な水分摂取量は定められており、もし十分な水分摂取ができていない場合は脱水症や心筋梗塞・脳梗塞を起こす危険性が高まるため、水分摂取量の記録は高齢者の命にも関わる非常に重要な情報である。血圧や体温など健康に関する記録の自動化に関する様々な取り組み [4] も現在進められているが、水分摂取量の自動記録に関する取り組みはほとんど進められていない。水分摂取量の記録は、血圧や体温等の他の健康に関する記録と比べると記録する機会は多く、記録は手動で行われており介護者にかかる負担は大きなものである。そこで、我々は 1 日の記録する機会が多い水分摂取量の記録を自動化できれば介護者への負担を軽減することができる考えた。

これまで、人の動きを記録するために音や加速度、圧力など実世界の様々な情報を分析する研究が行われてきた [5]-[8]。特に、人の周りにある様々なデータから人間の 1 日の動きや歩行状況、会話や持っている物などを分析する手法が多く取り組まれており、ヘルスケアに役立つようとする研究も数多く行われている [9]-[12]。高齢者のために取り組まれている研究もあり、高齢者の体調管理や遠隔地からの見守り、認知症防止や徘徊防止のための行動異常検出など様々な角度から高齢者の支援をデータ分析を用いて行っている [13][14]。実世界の様々な情報を分析することによって人の行動を把握する技術は様々な分野で活用されており、我々は介護者や高齢者の周りにあるデータを分析し介護者と高齢者の行動を把握することによって、手動で行われている記録を自動化する手法の検討を進める。

以降、2 節では水分摂取量の自動記録について音や加速度などを用いたデータ分析について関連研究を挙げながら利用するセンサデータについて述べる。3 節では我々が提案する水分摂取量の自動記録手法のアルゴリズムと提案手法の詳細に関して手順を追って説明する。4 節では提案手法を実現させるために必要な事項について学生を対象に行った基礎実験に関する内容と結果について述べる。最期に 5 節にてまとめを行う。

## 2. 関連研究

### 2.1 水分摂取量の自動記録

水分摂取量を容器に水センサを組み込むことで記録する研究がある [15]。容器の飲み口に水センサを組み込むことで、通過した水を検知し水分量を算出できるようにして水分摂取量の自動記録を実現している。水分を摂取した時間と量のデータをスマートフォンに送信し、水分の摂取に関する記録を管理する。非常に単純な仕組みで、水分摂取量を容易に記録することが可能だが、自動記録は専用の容器に依存してしまうため、飲み物や飲む行為の利便性が失われる可能性がある。介護における水分の摂取には飽きを防ぐためにも様々な飲み物が利用されており、水分摂取量の自動記録においては専用の容器に依存しない手法が望まれる。

### 2.2 センシングハウス

センサを部屋につけることで人の動きを推定し記録する研究がある [16]。人感センサを用いた室内の位置推定と家電の電力を組み合わせることで人が室内でどのような行動をしているのかを推定し記録する。部屋に複数のセンサを設置することによって、設置された室内であれば人の動きを記録し続けることが可能である。しかし、センサが設置された部屋でしか記録することができないデメリットがあり、記録する場面の汎用性の向上が求められる。

### 2.3 ウェアラブルセンサ

入れ歯に加速度センサを埋め込み口に関係する行動推定に取り組んでいる研究がある [17]。入れ歯にセンサを埋め込み、計測された加速度から「飲む」「嘔む」「咳をする」「しゃべる」を推定している。入れ歯は人自体に装着するものであり、非常に携帯性に優れており、センサを装着していればいつでもどこでも記録できるので記録する場面の汎用性も高いと考えられる。

高齢者にとって 1 日に必要な水分量をとるは簡単ではなく、介護者は高齢者に水分を摂取してもらうために、「高齢者が飲みたい時に飲みたい物を飲めるようにする」ことを意識し、高齢者の飲む意欲をなくさないように務めている。そのため、我々は部屋や容器など水分を摂取する場面を限定してしまうセンサの設置場所を避け、人にセンサを装着する事が水分摂取量の自動記録に最も適した手法であると考えた。

本研究では、水分摂取量の自動記録を行う際に、記録ができる条件を出来るだけ無くしたいと考えている。高齢者が好きなときに好きな飲み物が飲めるよう、容器や部屋を限定しないような自動記録を目指す。そのため、我々は人にセンサを装着することを想定し、人の喉から発せられることから行動を推定し水分摂取量を求める手法を提案する。

### 3. 提案手法

本研究では、水分摂取量の自動化を実現する事で介護者への負担を軽減させる事を目的とし、スロートマイクから収集したものを飲む際に発生する嚥下音を用いて水分摂取量の自動推定を行う手法を提案する。本手法では、首元に装着するスロートマイクを用いて収集した嚥下音から「飲む」行為の推定と摂取した水分量の推定することで水分摂取量の自動記録を実現する。推定には機械学習を用いており、学習器によって生成されたモデルの推定精度から本手法の評価を行った。

#### 3.1 アルゴリズムの概要

図1に本システムのアルゴリズムを示す。スロートマイクを用いた水分摂取量自動記録手法による介護支援システムの実現を目的とする。本システムを実現するために、(i) データ収集、(ii) 「飲む」推定、(iii) 嚥下毎の分割、(iv) 一口量推定、(v) 水分摂取量の算出の手順を踏む。まず、(i) データ収集にて高齢者の嚥下音をスロートマイクを用いて収集する。次に、(ii) 「飲む」推定にて収集した音データをノイズ処理・高速フーリエ変換 (FFT:Fast Fourier Transform) によって機械学習に必要な説明変数を作成し、優秀な学習モデルの1つである SVC(Support Vector Classification) を用いて推定を行う。(iii) 嚥下毎の分割では「飲む」と推定された音データを一度の飲み込む動作毎に分割する。(iv) 一口量推定では嚥下毎に分割された音データの水分摂取量を SVC を用いて推定する。最後に (v) 水分摂取量の算出にて各「飲む」音データの水分摂取量と1日の水分摂取量を算出することで、水分摂取量の自動記録を実現する。本稿では、(i) データ収集の他に、水分摂取量の記録に直接関わる (ii) 「飲む」推定と (iv) 一口量推定について取り組んだ。

#### 3.2 データ収集

図2にスロートマイク (型番: SH-12ik) を示す。データ収集では、水分摂取量を自動記録するために用いるデータの収集を行う。本稿では、モノを飲み込んだ際に発生する嚥下音を首元に装着するスロートマイクを用いて収集し分析することで水分摂取量の自動記録を実現する。センサを用いたデータの収集には様々な方法が考えられるが、我々は記録を自動化することによって生じる記録ができる場面の限定を極力避けることを考慮して人に身につけるセンサを選択した。

#### 3.3 「飲む」推定

「飲む」推定では、スロートマイクを用いて収集した音データを SVC によって「飲む」「飲む以外」の2パターンに分類する。SVC とは SVM(Support Vector Machine) の

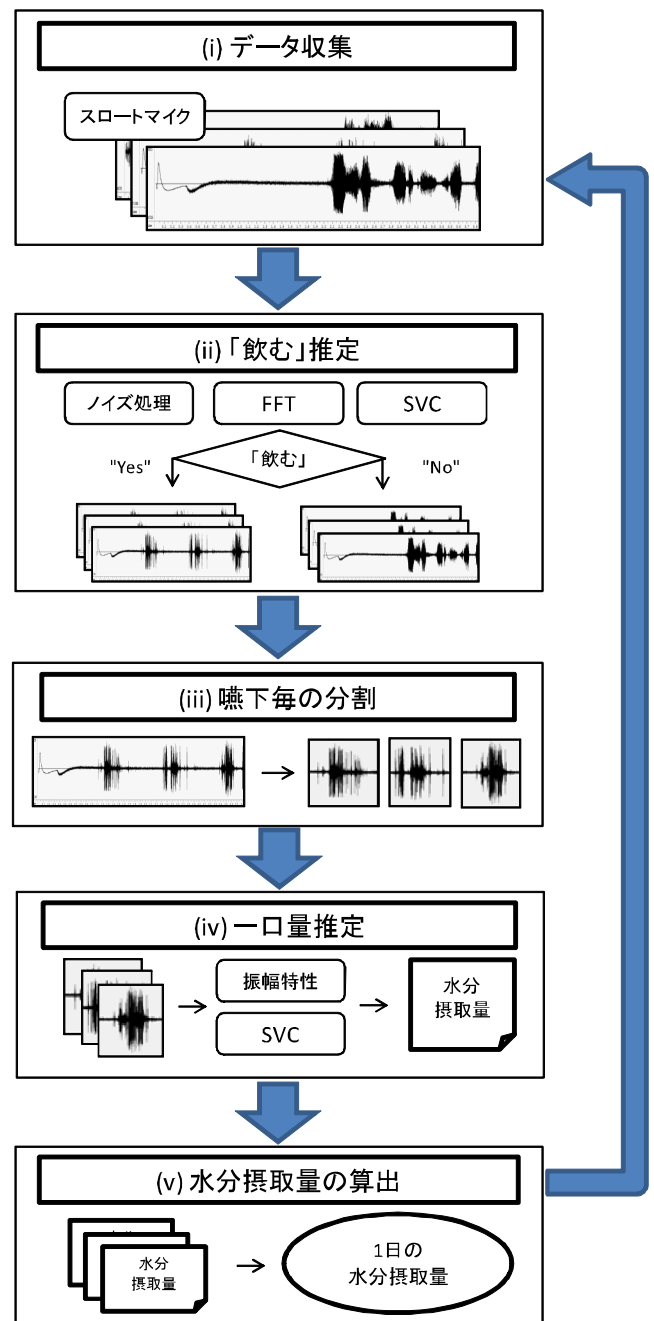


図1 アルゴリズム



スロートマイク(SH-12ik)

スロートマイク装着時

図2 スロートマイク

一種であり、V.Vapnik によって提案されたパターン認識の能力において最も優秀な学習モデルの1つである [18]. スロートマイクを用いて収集した音データが全て「飲む」

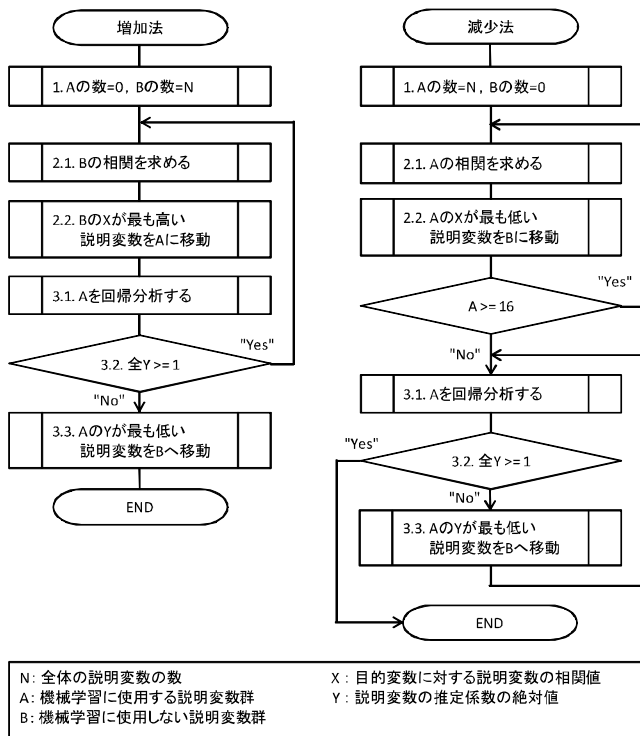


図 3 説明変数の除外アルゴリズム

行為によって発生したものだけではなく、人が生活する上で必要な行為によって発生したものが含まれている可能性がある。そこで、我々は水分摂取量を推定する前段階として「飲む」推定を行う。「飲む」を除くスロートマイクが収集する日常行為を「飲む以外」と定義し、「飲む以外」の行為としては「食べる」「咳」「呼吸」「話す」「つば」の5種類を想定した。

図 4 に各行動のパワースペクトラム密度 (PSD: Power Spectral Density) を示す。図 4 は 6 種類の行動に対する PSD であり、各行動について PSD に特徴が出ており、「飲む」とは違う特性が見受けられることが確認できる。機械学習には推定する対象の特性が判断できる説明変数が必要であるため、本手法では周波数特性として PSD を説明変数に用いることとした。

図 3 に説明変数を除外するアルゴリズムを示す。周波数特性として 255 個の説明変数を抽出することができるが、全ての説明変数が推定精度の向上に貢献しているわけではなく、説明変数の取捨選択が必要となる。我々は、「飲む」推定の精度向上を目指し、推定精度に悪影響を及ぼしかねない説明変数を取り除くために回帰分析・相関を使用した。説明変数の除外手法には増加法と減少法の 2 種類あり、増加法・減少法について以下に述べる。

#### (1) 増加法

説明変数を 0 から始め、良い説明変数を追加していく手法である。目的変数に対して相関係数の最も高い説明変数を選択し追加する。追加した説明変数で回帰分析を行い各説明変数の推定係数を確認する。推定係

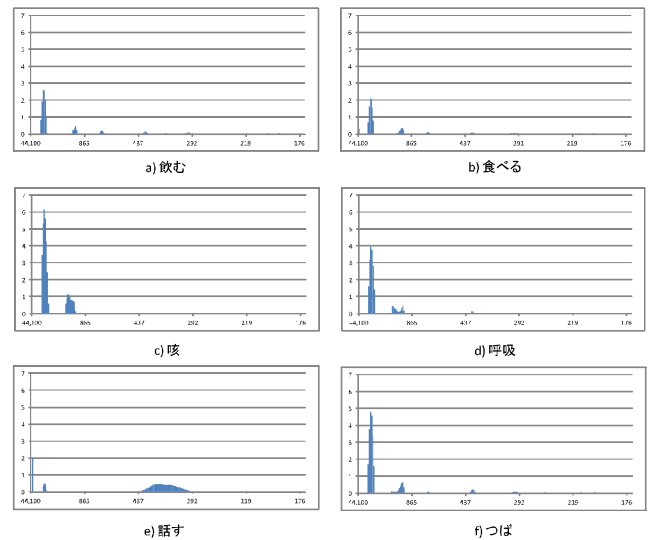


図 4 各行動毎のパワースペクトル密度 (横軸: 周波数 縦軸: 強さ)

数の絶対値が 1 を下回っている説明変数が発生した場合は増加法は終了し、終了する一つ前まで追加した説明変数を機械学習に用いる。終了条件に満たなかった場合は、最も高い相関係数である説明変数を追加する。

#### (2) 減少法

全ての説明変数を使用することから始め、悪い説明変数を除外していく手法である。回帰分析では多量の変数に対する分析はあまり意味がなく、あらかじめ変数を絞る必要がある。本稿では、回帰分析の最大推奨数である 15 に到達するまで相関の高い説明変数を抽出した。抽出した全説明変数の推定係数の絶対値が 1 を上回るまで、推定係数の絶対値が最も低い説明変数を除外していく。

4 節の基礎実験では説明変数として除外なし、増加法、減少法の 3 種類について実験結果の比較を行い、「飲む」推定と一口量推定において各々適切な説明変数を定める。

#### 3.4 嚥下毎の分割

図 5 に「飲む」区間とノイズ区間、ノイズの最大振幅値を示す。嚥下毎の分割では、「飲む」と推定された音データの音波形を嚥下毎に分割し、一口量をスムーズに推定できるようにする。そのため、「飲む」行為によって発生した波形区間と「飲む」行為ではなくノイズのみで発生した波形区間を区別する必要がある。本稿では、嚥下間に生じるノイズ区間の最小値を求め、「飲む」区間とノイズ区間の分割を行う。ノイズ区間とは、ノイズの最大振幅値以下の波形が生じている区間と定義し、ノイズの最大振幅値は図 5 の b) にて示す。

図 6 に「飲む」区間、嚥下間のノイズ区間の長さを示す。図 5 の b) をもとに「飲む」区間と嚥下間のノイズ区間の長さを調べた。図 6 の b) から嚥下毎のノイズ区間の最小値は 0.72s であると確認できたため、0.72s 以上ノイズの最大

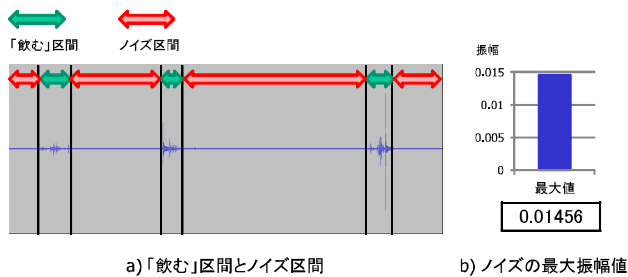


図 5 「飲む」区間とノイズ区間

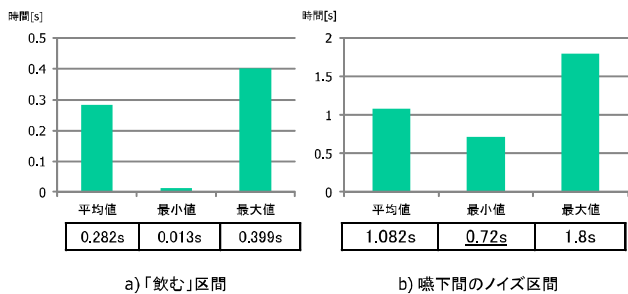


図 6 「飲む」区間，嚥下間のノイズ区間の長さ

振幅値を上回る波形が生じない区間をノイズ区間と定義した。また，図 6 の a) から「飲む」区間の最大値が嚥下毎のノイズ区間の最小値を大きく下回っていることが確認でき，ノイズ区間の定義が「飲む」区間に生じる可能性がないことがわかる。

### 3.5 一口量推定

一口量推定では，嚥下毎に分割された音データの音波形から一口量の推定を行う。一口量とは 1 回の嚥下で摂取できる水分量のことであり，一口量の範囲は 1~20ml とされている [19]。本手法では，各「飲む」行為の水分摂取量を一口量の積算値によって算出する。

高齢者が 1 日に最低限摂取すべき水分量は「命の水」とも言われ，式 1 として求めることができる [20]。式 (1) において，Water[ml] は「命の水」，Weight[kg] は高齢者の体重を示す。高齢者の平均体重は 60~63kg [21] のため，本稿では，「命の水」の範囲を 1,200~1,280ml と定義した。

$$Water = Weight * 20 \quad (1)$$

一口量推定は，音データの周波数特性ではなく振幅特性を説明変数として使用する。同じ「飲む」音データでは周波数特性に違いが出にくく一口量の推定は困難であるため，説明変数として別の特性を使用する必要があるからである。そこで，周波数特性に代わる説明変数として，一口量と嚥下時に動作する嚥下運動は比例して大きくなっていると推察し，振幅特性を用いることを検討した。

図 7 に，一口量にて発生した振幅の平均値と最大値を示す。振幅を説明変数として使用できるのか検証を行うため，5ml, 10ml, 15ml, 20ml の一口量に対して各 10 回ずつ試行して音データを収集した。図 7 は得られた振幅から

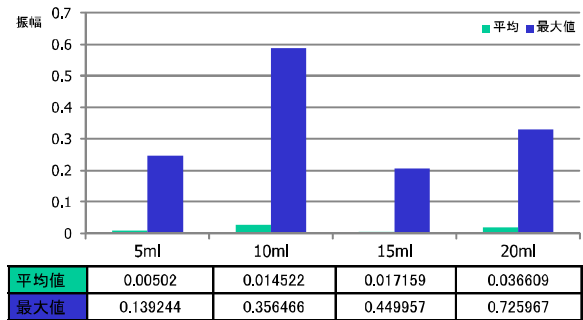


図 7 一口量別の振幅平均値・最大値

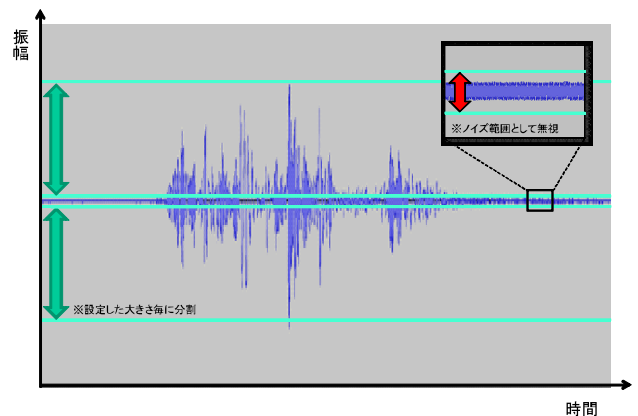


図 8 振幅のヒストグラム検出範囲

各一口量毎の平均値と最大値を算出したものである。図 7 から振幅の大きさが一口量が増えていくのと同様に大きくなっていることが確認でき，振幅と一口量に関係性があることが分かった。しかし，平均値と最大値には大きな開きがあり，振幅の平均や最大値を説明変数に推定を行うのは難しいと考えられる。

図 8 に振幅のヒストグラム検出範囲を示す。「飲む」によって発生する音波形が複数あることに着目し，振幅のヒストグラムを説明変数にすることを提案する。図 8 のように振幅の大きさ毎に検出範囲を分割し，振幅のヒストグラムを生成した。また，「飲む」で発生した音波形の振幅のヒストグラムを特性にしたいため，ノイズが発生している範囲は検出範囲として除外する。

図 9 に各一口量毎に対する平均値の差を示す。閾値を定め，各振幅値範囲内に発生した波の頻出度を説明変数として用いる。本稿では，設定する閾値は各一口量の平均値の差が最小の 0.002638 とした。検出範囲内で見られる振幅のヒストグラムには一口量毎の特性が出るのが望ましい。そのため，最低でも各一口量の平均値が同じ範囲内に入らない閾値にすることが必要であり，図 9 から平均値の差が最小の値が 0.002638 であると確認できるため，閾値を 0.002638 とした。

図 10 に振幅のヒストグラムを示す。検出範囲は，閾値 0.002638 を用いて一定の間隔で 200 段階設けた。図 10 は，

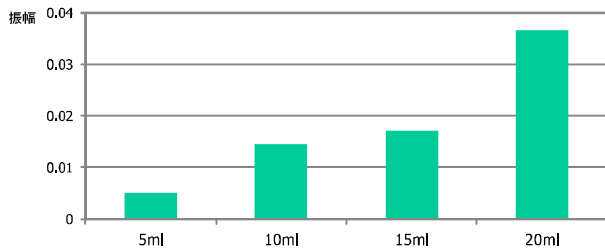


図 9 各一口量の振幅平均値の差

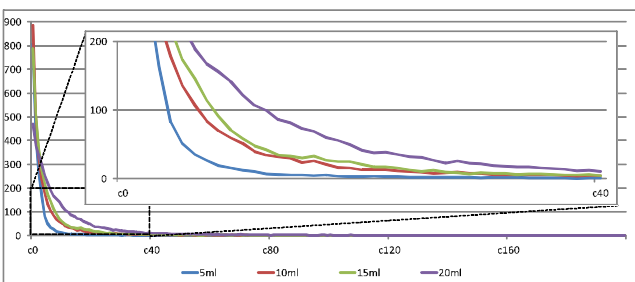


図 10 振幅のヒストグラム

200 段階の検出範囲で生成された各一口量における振幅のヒストグラムの平均値である。図 10 から各一口量における振幅のヒストグラムに特性があることが確認できる。特に 0~40 段階の検出範囲の特性がはっきり見え、一口量が増えれば振幅のヒストグラムも多くなっていることが確認できる。また、検出範囲が 40 段以上になると振幅のヒストグラムは一口量に関わらずほとんど 0 を示し、徐々に特性が見られなくなることが確認できた。以上から、一口量推定で用いる説明変数は、振幅特性として振幅のヒストグラムを使用する。

### 3.6 水分摂取量の算出

水分摂取量の算出では、一口量推定で推定された水分摂取量の算出を行う。本研究では、「命の水」は確保した上で多量摂取を避けるために一口量の推定精度の向上を目指す。1 日に必要な水分摂取量として目安となっている 1,500ml に達するためには、一口量を 100 回以上繰り返す必要がある。介護において 1 日の水分摂取量の目安を 1,500ml とした場合、「命の水」との誤差は 220~300ml である。推定された水分摂取量の誤差は 200ml 以内に抑えることができれば「命の水」を基準に考えたとしても 1,500ml を目安とすれば下回ることはない。よって、水分摂取量の算出では 1 日の水分摂取量の誤差許容範囲として 0~200ml を定める。また、一口量の推定精度は設定した誤差許容範囲内に収まる精度にまで向上させることを目指していく。

表 1 使用する説明変数

実験内容	説明変数の個数 (個)		
	除外なし	増加法	減少法
「飲む」推定	255	6	11
一口量推定	200	2	7

## 4. 基礎実験

### 4.1 実験内容

水分摂取量の自動記録を実現させるため、スロートマイクから収集した音データを用いて以下の 3 つについて基礎実験を行い本手法の有効性を検討した。

- (1) 「飲む」と「飲む以外」の推定
- (2) 他人の「飲む」の推定
- (3) 一口量推定

### 4.2 説明変数

表 1 に本基礎実験で使用する説明変数について示す。各基礎実験にて学習器に使用する説明変数を作成しなければならない。「飲む」推定では各行動に特性があると考えられる周波数特性を、一口量の推定では嚥下音に特性があると考えられる振幅特性を使用する。

### 4.3 実験結果

- (1) 「飲む」と「飲む以外」の推定

「飲む」と「飲む以外」の推定では、嚥下音を用いて「飲む」と「飲む以外」を分類できるのかを検証した。「飲む以外」で使用する行動は「食べる」「咳」「呼吸」「話す」「つば」であり、被験者 1 名に、飲む行動を 50 回、飲む以外の行動は各 10 回試行してもらった。

表 2 に「飲む」と「飲む以外」の推定に関する実験結果を示す。「飲む」行動の比較対象として、「食べる」「咳」「呼吸」「話す」「つば」の 5 種類を用意し、「食べる以外」も含めた 6 種類の比較対象に対して「飲む」との推定精度を 3 種類の説明変数にて各々検証を行った。表 2 から「飲む以外」推定精度は全ての説明変数を使用した 255 個の場合が最も高い精度を示すことが確認できた。また、「食べる」「話す」に関しては、増加法によって定められた説明変数を使用した場合、精度が向上することが確認できた。

- (2) 他人の「飲む」の推定

他人の「飲む」推定では、「飲む」行為が人によって異なるのかを検証した。もし、1 名の「飲む」行為だけで他人の「飲む」も推定できた場合、システムを使用するためにわざわざ学習データを収集する手間を省くことができる。本実験では、被験者 6 名に協力してもらい、1 名の「飲む」を学習したモデルに他 5 名の「飲む」音データを用いて推定を行った。被験者等

表 2 「飲む」と「飲む以外」の推定 基礎実験結果

比較対象	推定結果 (%)		
	除外なし	増加法	減少法
「飲む以外」	<b>95.0</b>	88.75	90.0
「食べる」	75.0	<b>87.5</b>	75.0
「咳」	<b>100</b>	87.5	93.75
「呼吸」	<b>93.75</b>	81.25	81.25
「話す」	87.5	<b>93.75</b>	81.25
「つば」	<b>93.75</b>	85.0	87.5

表 3 他人の「飲む」の推定 基礎実験結果

	適合率 (%)	再現率 (%)
他人の「飲む」	100	100

は全員 20 代男性であり、学習に使用する被験者には「飲む」と「飲む以外」を各 50 回、推定に使用する被験者には「飲む」を 4 回ずつ試行してもらった。また、説明変数は「飲む」と「飲む以外」の推定で最も精度が高かった 255 個を使用し、本実験の評価には適合率と再現率を用いて検証を行った。

式 (2)、式 (3) に適合率と再現率の式を示す。適合率とは結果の正確性に関する指標であり、再現率とは結果の網羅性に関する指標である。分類に使用するデータには正解データ (true) と不正解データ (false) があり、その中でも分類結果として検出されたデータ (positive) と検出されなかったデータ (negative) に分けることができる。適合率 (Precision) は、分類結果の中で本当に正しいデータの割合を評価するものであり、検出された正解データ数 (true positive) を検出された正解データ数と不正解データ数 (false positive) の和で除算することで求められる。再現率 (Recall) は、用意された正解データがどれだけ分類結果として検出されたかを評価するものであり、検出された正解データ数を検出された正解データ数と検出されなかった成果データ数 (true negative) で除算することで求められる。

$$Precision = \frac{truepositive}{truepositive + falsepositive} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{truepositive}{truepositive + truenegative} \quad (3)$$

表 3 に他人の「飲む」と「飲む」の推定に関する実験結果を示す。表 3 から本実験の被験者らの「飲む」行為を 1 名の学習データから推定できることが確認できた。

### (3) 一口量推定

一口量推定の基礎実験では、一口量として収集した 5ml, 10ml, 15ml, 20ml の音データを正しく分類することができるかを検証する。被験者 1 名に各一口量に対して 10 回試行し収集できたものを使用し、用いる説明変数やヒストグラムの検出範囲から最もよい学習

表 4 一口量推定 基礎実験結果

検出範囲	推定結果 (%)		
	除外なし	増加法	減少法
絶対値	53.125	71.875	61.25
正の数	59.375	<b>80.0</b>	62.5
負の数	50.0	65.625	58.0

表 5 水分摂取量の誤差と適合率・再現率

使用した音データ	推定結果 (個)				適合率 (%)	再現率 (%)
	5ml	10ml	15ml	20ml		
5ml	10	0	0	0	58.8	100
10ml	7	3	0	0	33.3	30.0
15ml	0	6	4	0	50.0	40.0
20ml	0	0	4	6	100	60.0

モデルになる条件を検証する。ヒストグラムの検出範囲は、振幅は 0 を中心にプラス・マイナスに発生していることから、絶対値・正の数・負の数の 3 パターンに分けて検証した。また、最も精度の高かった学習モデルを用いて未知のデータを推定した場合に水分摂取量の誤差はどれほどになるのかを検証した。

表 4 に一口量推定の基礎実験結果を示す。表 4 から増加法を用いてヒストグラムの検出範囲を正のみにした場合が最も精度が高いという結果になった。推定精度が 80% あることから一口量と振幅のヒストグラムには強い関係性があることが分かった。

表 5 に一口量における水分摂取量の誤差と適合率・再現率を示す。使用したデータは新たに被験者 1 名の 5ml, 10ml, 15ml, 20ml を各々 10 回試行したデータであり、水分摂取量にどれほどの誤差が生じるのかを検証した。表 5 から未知のデータに対して 5ml の再現率や 20ml の適合率が 100% であることが確認できた。また、不正解データは 5ml 差のデータであり、10ml 差のデータとの不正解は一つもなかったことも確認できたことから一口量推定において大きな誤差は発生しないことが考えられる。

## 4.4 考察

### (1) 「飲む」と「飲む以外」の推定

本基礎実験の増加法・減少法では「飲む」と「飲む以外」に着目して行った。「飲む以外」は複数の行動を合わせたものであり複数の特性をもつことが考えられる。増加法・減少法で抽出された説明変数は、「飲む以外」に含まれる特定の行動を推定する説明変数として悪影響を及ぼす可能性があり、「飲む以外」の説明変数としては大きな影響はなかったことが本基礎実験の結果から読み取れる。また、増加法・減少法で選択された説明変数での推定は、特定の行動に対しては全ての説明変数を使用した場合の推定よりも有効であることが確認できた。今後、スロートマイク以外で行

動を分類できた場合、各行動に対して最も有効な推定モデルを選択することができると考えられる。

### (2) 他人の「飲む」の推定

実験協力してくれた被験者間ならば「飲む」の特性に違いがないことが確認できた。嚙下音は嚙下器官に依存していると考えられ、女性や高齢者の場合は20代男性の「飲む」とは異なることが考えられる。しかし、同様の嚙下器官であれば飲み方などに関わらず「飲む」と推定できることが本基礎実験にて確認することができたため、学習データのためにシステムを使用する人全ての「飲む」行為を収集する必要がないと考えられる。本システムは介護者への負担を軽減させることが目的であるため、高齢者一人一人の学習データを収集する手間をかけさせないことが望ましい。現在は学生で評価を行っているが、今後高齢者を対象とした評価を行うことで高齢者でも一人一人の学習データが必要ではないと証明したい。

### (3) 一口量推定

表5から、一口量推定の実験結果において水分摂取量の誤差は5mlのみであると確認できたことで、大まかにでもスロートマイクから収集した嚙下音のみで一口量の推定が可能であることが考えられる。今後、推定精度や妥当性を向上させるためにもデータの数を増加し、細かな量的推定も行える推定手法の検討を進めていきたい。

## 5. まとめと今後の展開

介護者への負担を軽減させるため、スロートマイクを用いた水分摂取量自動記録手法を提案し、本手法の有効性を検証するため基礎実験を行った。基礎実験の結果、「飲む」推定では95%、一口量推定では80%の推定精度を確認し、スロートマイクを用いた水分摂取量の自動記録が実現可能であることがわかった。また、他人の「飲む」行為も1名の学習データから推定可能なことから学習データの収集労力削減もできることが考えられる。しかし、水分摂取量の推定はまだ誤差が多いため、推定した水分摂取量の誤差を最小限に抑えるために推定範囲を段階的に狭めていくような手法や質的データではなく量的データを推定する手法等を検証している。現在収集している音データも数が少なく、被験者の数や層も少ないため、推定精度と妥当性を向上させるためにも多くの被験者から音データを収集していく必要がある。また、収集するデバイスをスロートマイクだけにこだわらず、デバイスの組み合わせによって新たな可能性や推定精度の向上も期待している。嚙下音だけでなく様々なデバイスから収集できるデータを用いて分析することで複雑な日常生活に対応できる自動記録システムの検討も進め、研究をより高度なものにしていきたい。

## 謝辞

本研究は富通研究所との共同研究の成果である。また、高齢者に関する介護にあたってケアホーム西大井ほうこうえんの田中とも江様から適切なアドバイスをいただいた。ここに記して感謝の意を表す。

## 参考文献

- [1] 内閣府: “高齢社会白書,”(2013).
- [2] 内閣府: “高齢社会白書,”(2011).
- [3] 奥山 真由美, 他.: “高齢者の脱水症予防のケアに関する文献的考察,” 山陽論叢, Vol. 19, pp.83-91, (2012).
- [4] 戸田 健吾, 他.: “MEMS 技術を利用した低侵襲医療・ヘルスケア機器の開発,” 日本機械学会誌, Vol. 116, No. 1130, pp.32-36, (2013).
- [5] 根岸 佑也, 他.: “高度な実世界イベント認識を手軽に利用可能にする Instant Learning Sound Sensor の提案,” 日本機械学会誌, Vol. 50, No. 4, pp.1272-1286, (2009).
- [6] 植田 智明, 他.: “センサデータからの人間の行動推定,” *Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, pp.469-473, (2013).
- [7] 牧野 泰才, 他.: “タッチログ: 爪装着型触音計測に基づく触対象推定システム,” 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 4 pp.1644-1656, (2011).
- [8] Matt Keally, et al: “PBN:Towards Practical Activity Recognition Using Smartphone-based Body Sensor Networks,” *ACM*, Vol. 5, No. 2, pp.246-259, (2011).
- [9] 今律 真也, 他.: “ユーザのアクティビティと体重変化履歴に基づいた継続性の高い健康支援手法の提案,” *UBI*, Vol. 29, No. 5, pp.1-8, (2011).
- [10] 中野 裕介, 他.: “ライフログを共有する Life Networking Service,” 情報処理学会シンポジウム論文集, Vol. 12, No. 3, pp.205-210, (2012).
- [11] Mayuko ISHII, et al: “A Study of User Behaviors in a Green Space at a General Hospital for Acutely Ill Patients in Downtown Tokyo,” *Japanese Journal of Applied IT Healthcare*, Vol. 4, No. 7, pp.102-109, (2010).
- [12] Satoko Kasahara, et al: “Visualizing the Impact of Interruptions in Nursing Workflow using a Time Process Study,” *Japanese Journal of Applied IT Healthcare*, Vol. 5, No. 2, pp.124-134, (2010).
- [13] 戸田 健吾, 他.: “コミュニケーション RT による在宅健康管理・支援システムの利用促進,” 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 7, pp.664-673, (2012).
- [14] 青木 茂樹, 他.: “独居高齢者の行動パターンに注目した非日常状態の検出,” *IEEJ Trans SM*, Vol. 125, No. 6, pp.259-265, (2005).
- [15] OleoApps: BluFit: The Smart Water Bottle(online), 入手先 (<http://www.blufitbottle.com/>), (2014.02.13)
- [16] 鈴木 誠二, 他.: “センサデータを用いた行動推定によるライフログ生成システムの提案,” 情報処理学会論文誌, Vol. 53, No. 10, pp.1-8, (2012).
- [17] Cheng Yuan Li, et al: “Sensor-Embedded Teeth for Oral Activity Recognition,” *ISWC'13*, ISBN. 978-1-4503-2127-3, pp.41-44, (2013).
- [18] VLADIMIR VAPNIK, et al: “Support-VectorNetworks,” *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp.273-297, (1995).
- [19] 藤島 一郎, 他.: “訓練法のまとめ(改訂 2010),” 日摂食嚙下リハ会誌, Vol. 14, No. 3, pp.644-663, (2010).
- [20] 全国高齢者ケア研究会: “介護の知識 50,”(2013).
- [21] 文部科学省: “平成 24 年度体力・運動能力調査結果の概要及び報告書について,”(2012).