

頸部周径変化に基づく嚥下判定手法

山中悠聖¹ 寺田 努^{2,3} 別所侑亮⁴ 米澤昌弥⁴ 山本暁生⁵ 石川 朗⁵ 塚本昌彦²

概要: 近年、高齢化率の増加に伴い、医療・福祉の場でも特に嚥下障害が深刻な課題となっており、嚥下障害を原因とした誤嚥やそれによる肺炎、低栄養などの問題が引き起こされている。ところが既存の嚥下機能の評価には訓練されたスタッフが必要であるため、特定の場所やタイミングでしか評価が行えない。そのためスクリーニングとしてより適した評価方法が求められている。日常的に嚥下を計測できれば、スクリーニングの機会を増やすことや、自然な嚥下を測定でき評価の高度化につながる。またユーザに自身の嚥下能力を提示できれば、リハビリテーションの場での指標にもなる。そこで本論文では、ユーザが嚥下を行う際、頸部の周径が変化することに着目し、頸部周径変化からユーザの嚥下を判定する手法を提案する。周径変化の測定には、伸縮を静電容量の変化として出力できるストレッチセンサを用いる。使用するストレッチセンサは薄い柔軟な膜であるため、任意の形状変化が可能であり、100%の伸び歪みを繰り返し生じさせても、機械的な破壊、電気的な特性の変化が生じない。そのため、ユーザに負担なく装着できる点から、ウェアラブルデバイスとして適していると考えた。本研究ではこのストレッチセンサを用いて頸部周径変化を測定し、頸部周径変化に基づく嚥下判定手法の評価おこなった。結果として着脱無し環境で0.989、着脱有り環境で0.898の認識精度を得た。また、頸部周径変化から嚥下を含む6つのコンテキストについて動作の推定を行い、結果として平均0.896の認識精度を得た。

1. はじめに

2016年、我が国の65以上の高齢者人口は、3,459万人となり、総人口に占める高齢化率の割合は27.3%にまで増加しており、ますます福祉の充実が求められている[1]。このような情勢を背景として、高齢者及び、障害者が日常生活で自らの健康管理を行うことを支援するため、医療・福祉工学技術の研究開発が盛んに行われている。それを後押しするように、近年コンピュータの小型化や軽量化が進んでおり、常時コンピュータを身につけるウェアラブルコンピューティング環境が整ってきている。ウェアラブルコンピューティング環境では、装着している各種センサ(ウェアラブルセンサ)からユーザの行動や生体情報(コンテキスト)を取得できる。これまでに加速度センサ[2], [3], [4]や温度センサ[5], 筋電センサ[6], [7], [8], フォトリフレク

タ[9]など様々なセンサを用いてユーザのコンテキストの取得が行われてきた。健康状態の把握や病気の発症の早期発見にはバイタルサインの日常的なモニタリングが有用であると考えられており、ウェアラブルセンサは常時装着可能という特徴から、日常的なモニタリングに適しているといえる[10]。

近年、高齢者人口の増加に伴い、健康障害の中でも特に嚥下障害が深刻な課題となっている。嚥下障害を原因とした誤嚥や、それによる肺炎、低栄養、脱水症など様々な健康状態の悪化が引き起こされており、また嚥下機能の低下により摂食できる食事が制限されるなど、Quality of Lifeの低下に大きな影響がある。既存の嚥下機能の評価方法として、嚥下造影検査(VFSS)や反復唾液嚥下テスト(RSST)などが一般的に知られおり、これらは嚥下障害の診断のためのゴールドスタンダードである。VFSSはバリウム造影剤が、口腔、咽頭口腔および、食道を通過する様子を放射線画像によって取得する。そのため、VFSSには放射線被ばくの危険性や、VF画像を解釈するための専門知識を必要とする。Lederらは、これらの問題を考慮すると、VFSSの使用前に質の高いスクリーニング技術の使用が必要だと述べている[11]。RSSTは特別な設備を必要とせず実施できるスクリーニングテストの一つで、RSSTでは嚥下回数を喉頭隆起の動きを視診、触診することによってカウン

¹ 神戸大学工学部
Graduate School of Engineering Faculty of Engineering,
Kobe University

² 神戸大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering Faculty of Engineering,
Kobe University

³ 科学技術振興機構さきがけ
Japan Science and Technology Agency, PRESTO

⁴ バンドー科学株式会社
Bando Chemical Industries

⁵ 神戸大学大学院保健学研究科
Graduate School of Health Sciences, Kobe University

トしている。そのため適切な訓練及び経験なしで実施することは困難である。このように従来の嚙下機能のスクリーニングテストでは、訓練されたスタッフが必要であるため、特定の場所やタイミングでしか評価が行えず、検査の実行と判定が簡便ではないことから、WHOの医学的スクリーニングの国際基準 [12] を満足していない。また VFSS や RSST は、医師の前や機器に囲まれているなどの日常とは異なる環境から起こる緊張などにより自然な嚙下とは異なる可能性がある。この問題点を解決するためには日常生活において自然な嚙下を計測することが必要であるが、日常生活での利用を想定とした嚙下を測定するためのシステムは少ない。日常での測定ができれば、自然な嚙下を測定でき評価の高度化につながる。また嚙下回数などをユーザに提示することで健康増進につながる可能性もある。

そこで、本論文では、これらの背景を踏まえ、頸部周径変化に基づく嚙下判定システムを提案する。本研究では、伸縮を静電容量の変化として出力できるストレッチセンサから構成されるバンド型デバイスを用い、頸部周径変化を測定し、日常生活における嚙下判定手法の評価を行う。また、頸部の周径変化は嚙下のみによって生じるものではないため、頸部周径変化から嚙下以外の行動認識を行う手法を提案する。提案デバイスを用いた評価実験では6種類のコンテキスト(食べる、飲む、頷く、頷く(2回)、咳、あくび)を頸部に装着されたストレッチセンサを用いて、動作の推定を行う。

以降、2章では関連研究として、嚙下音を利用するシステムと本研究に使用するストレッチセンサを用いたシステムについて述べる。

2. 関連研究

2.1 嚙下計測システム

装着型の嚙下計測機器は、被験者の身体にセンサを装着するため設置型に比べ計測の負担は大きい、常時計測可能で高精度に計測できる特徴がある。ウェアラブルデバイスによる嚙下機能評価に関する研究として、鈴木らは頸部に接触型のマイクを装着し、マイクの音響波形の特徴量と周波数特徴より嚙下音とその他の音の区別を行い、被験者の嚙下状態の推定を行うデバイスを提案している [13]。しかし、デバイス内に小型のマイクなどの精密な電子機器を使用することから機器が高価であり、簡便に利用できないという特徴がある。Jayatilake らはこのデバイスを用いてスマートフォンと通信させ、嚙下状態を提示するシステムを提案している [14] が、デバイスとスマートフォンは有線で通信しており、ユーザの行動を制限する可能性がある。また現段階では、臨床の場に重点が置かれ、RSSTと水の嚙下のみに限定した評価となっており、日常生活における食事での利用については言及していない。

2.2 ストレッチセンサを用いたシステム

ウェアラブルコンピューティング環境で利用するシステムには、システムの機能性の他に、装着した際にユーザの行動が制限されない装着性をもとめられる。そのため、任意の形状変化が可能であり、100%の伸び縮みを繰り返し生じさせても、機械的な破壊や電気的な特性の変化が生じないストレッチセンサはウェアラブルデバイスとして適していると考えられる。ストレッチセンサを用いたシステムとして Gioberto らは、布表面にストレッチセンサを設置し、膝の曲げ角度の評価を行っている [15]。椿らは、胸部と腹部にストレッチセンサを装着し、胸部と腹部の周径変化から呼吸数を認識するシステムを提案している [16]。このシステムでは、安静状態、2 km/h 歩行、4 km/h 歩行、6 km/h 歩行の4つの状況下での呼吸数計測を行い、市販の呼吸計測可能なウェアラブルデバイスと比較し、提案デバイスが優位であると示している。またウェアラブルシステムにはユーザの見た目を奇異にしない社会性が求められるが、ストレッチセンサは任意の形状変化が可能であるため、衣服への統合に親和性が高く、日常生活に順応したデバイスが作成可能である。

3. 嚙下判定手法

本章では、ストレッチセンサを用いた嚙下判定手法について述べる。

3.1 システム要件

現在の嚙下機能の評価には、訓練されたスタッフや、特殊な機器が必要なため、設備が整った空間でなくとも簡便かつ正確に嚙下運動を計測できるシステムが求められている。日常生活の食事における嚙下判定を想定した場合、検査と異なり様々な行動が行われるため、それらを嚙下と誤検出しないことや、嚙下の検出失敗が生じないことが求められる。またシステムが会話や、体動などに制限を設けてはならず、センサの装着のしやすさや、動作の邪魔にならないなどの要件も満たす必要がある。そこで本研究ではストレッチセンサを用いた嚙下判定手法を提案する。

3.2 システム構成

本研究では、頸部にストレッチセンサで構成されたバンド型デバイスを装着し、頸部の周径変化から嚙下運動を測定するシステムの構成を目指す。バンド型デバイスの外観を図1に示す。バンド型デバイスには2つのストレッチセンサ(Bando Chemical Industries, Ltd, C-STRETCH®)が設置されており、伸縮を静電容量の変化として出力できる。ストレッチセンサはカーボンナノチューブ溶液の塗布によって生成した電極を備えたウレタンエラストマーを材料とする柔軟な膜であるため、任意の形状変化が可能であり、100%の伸び歪みを繰り返し生じさせても、機械的な

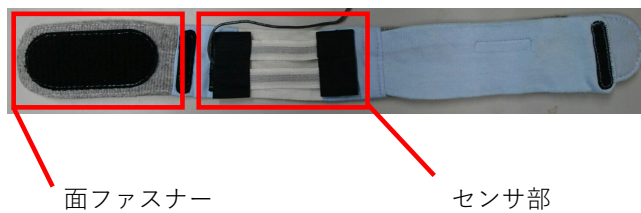


図 1 バンド型デバイスの外観

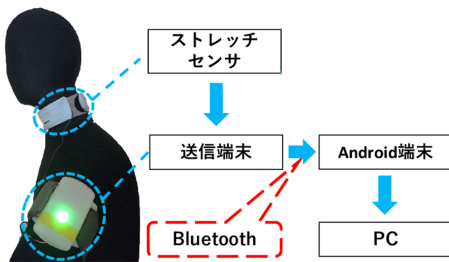


図 2 システム構成

破壊や電気的な特性の変化が生じないことが確認されている [17]. バンド型デバイスは頸部に装着され、喉頭隆起のを挟む形で2つのストレッチセンサが配置される構成となる。ストレッチセンサ以外の部分は伸縮性をもつ布で構成されており、端についている面ファスナーで長さを調整することで、ユーザごとに長さの調整が可能である。

システム構成を図2に示す。提案システムでは、ストレッチセンサから得た静電容量の変化を電圧値に変換し送信端末から Android 端末に Bluetooth 通信で送信して記録する。記録したセンサデータを PC を用いて解析し嚥下動作を判定する。なお、Android 端末には Swallowing Monitor というアプリを搭載し、リアルタイムでセンサ値を確認できる。例として、嚥下を3回行ったときの Swallowing Monitor に映されたセンサ値を図3に示す。描画された波形の上側が、喉頭隆起上部に当たるセンサ、下側の波形が、喉頭隆起下部に当たるセンサの値となっており、嚥下のポイントで頸部の周径が変化によってセンサ値が変動していることがわかる。

3.3 認識手法

本研究では嚥下運動を認識するために、ストレッチセンサから得られる電圧値の変化を利用する。2本のストレッチセンサのうち、喉頭隆起上部に接地するセンサを CH1、喉頭隆起下部に接地するセンサを CH2 とする。なおセンサの初期長は 50 mm で伸縮特性を図4に示す。ストレッチセンサの出力は、伸びているときに大きくなり、縮んでいるときに小さくなる特性がある。

嚥下判定アルゴリズムの流れを図5に示す。まず、得られた時系列データを定常化するため、連続した2点間の差分をとることでデータからトレンドを除去する。次に嚥

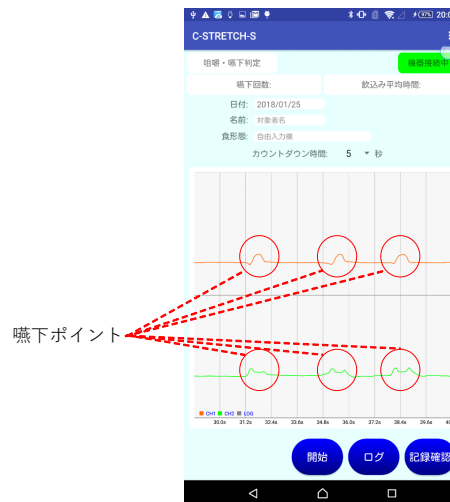


図 3 swallowing monitor

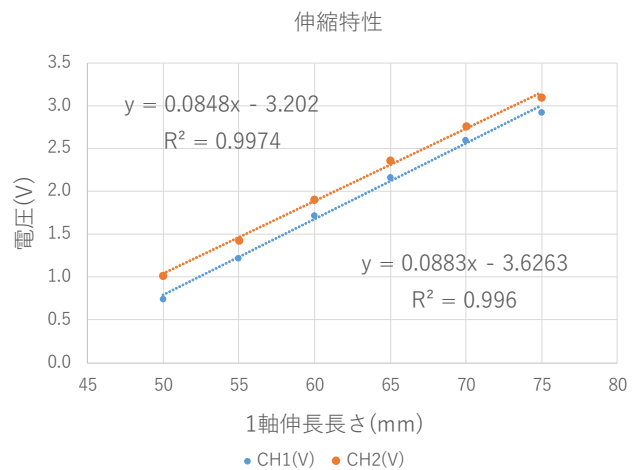


図 4 ストレッチセンサの伸縮特性

下時のデータにラベルを登録し（教師データ）、この教師データと認識したい未知のデータとの距離を次節に述べる Dynamic Time Warping (DTW) を用いて計算する。この合計距離に閾値を設定し、定めた値以下であれば嚥下と判定する。

3.3.1 距離計算アルゴリズム

時系列データは科学や医学、経済学、工学などさまざまな分野で取り扱われており、これらの分野ではデータマイニングのために時系列データの類似度の計算が求められてきた。類似度計算の最も簡単な手法はユークリッド距離であるが、時間的歪みの影響を受けやすく、比較するデータのサンプル数が同じでなければならないなどの欠点がある。そこで教師データと未知のデータの2つの時系列波形の距離計算を行う計算アルゴリズムとして、動的計画法を用いて2つのデータ波形を照合させて距離を求める DTW を用いる。DTW はユークリッド距離の持つ欠点を克服した時系列データの類似度計算手法である。DTW は図6に示すように、2つの時系列波形の距離を最小化するように

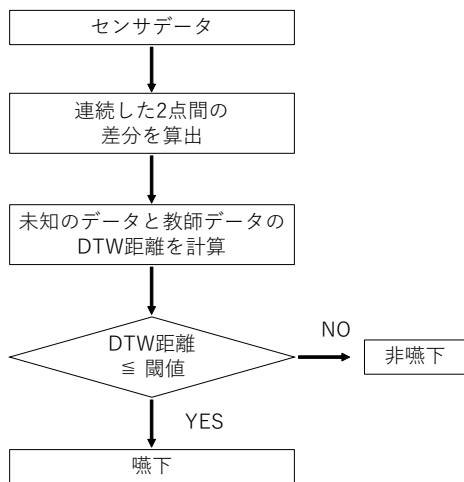


図 5 嚙下判定アルゴリズムの流れ

時間的非線形圧縮距離を計算するアルゴリズムであり、時系列のスケールや部分的な速度に違いがあるデータ間やサンプル数の異なるデータの間の類似度が求められる特徴がある。

具体的なアルゴリズムを以下に示す。長さ m と n の 2 つの離散波形 $X = (x_1, \dots, x_m)$ と $Y = (y_1, \dots, y_n)$ を比較する際、 $m \times n$ 行列 $d(x_i, y_j) = |x_i - y_j|$ を定義する。 $d(x_i, y_j)$ は 2 つの数値の距離を表しており、マンハッタン距離などほかの選択でも構わない。次に、図 7 に示すような X および Y のインデックスのペアからなるワーピングパス $W = (w_1, \dots, w_k)$ を探索する。ワーピングパスは以下の 3 つの条件を満足する。

- 境界条件
 $w_1 = (1, 1), w_k = (m, n)$
 - 連続性
 $w_k = (a, b), w_{k-1} = (a', b') \Rightarrow a - a' \leq 1 \wedge b - b' \leq 1$
 - 単調性
 $w_k = (a, b), w_{k-1} = (a', b') \Rightarrow a - a' \geq 0 \wedge b - b' \geq 0$
- 距離最小のパスを探索するために以下の手順を適用する。

Initialization:

$$f(0, 0) = 0$$

$$f(i, 0) = \infty \text{ for } i = 1, \dots, m$$

$$f(0, j) = \infty \text{ for } j = 1, \dots, n$$

Do for $i = 1, 2, \dots, m$

Do for $j = 1, 2, \dots, n$

$$f(i, j) = d(i, j) + \min \begin{cases} f(i-1, j-1) \\ f(i-1, j) \\ f(i, j-1) \end{cases} \quad (1)$$

Output:

Return $f(m, n)/(m+n)$

上式によって得られた $f(m, n)/(m+n)$ が時系列波形 X と Y の距離となる。ここで、 $m+n$ で除している理由は

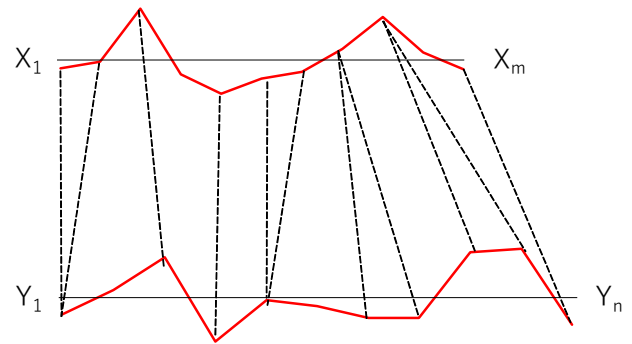


図 6 DTW による時系列波形の比較のイメージ

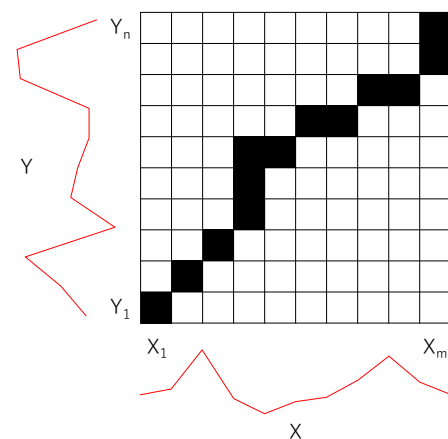


図 7 ワーピングパス

DTW 距離はサンプル数に比例して大きくなるためである。

本研究では、センサが CH1 と CH2 で 2 本分の時系列波形が得られるため、2 つの時系列波形をそれぞれ教師データと比較する必要がある。したがって、2 つの時系列波形の未知のデータと教師データを比較した際の合計距離が最小となるワーピングパスを生成するため、上記アルゴリズムを以下のように改良し、適用した。ここで、 $d_1(i, j)$ は CH1 の $d_2(i, j)$ は CH2 の未知のデータと教師データの距離を表している。

$$f(i, j) = d_1(i, j) + d_2(i, j) + \min \begin{cases} f(i-1, j-1) \\ f(i-1, j) \\ f(i, j-1) \end{cases} \quad (2)$$

4. 評価

提案する嚙下判定手法の性能を評価するために実験を行った。

4.1 実験環境

20 代男性 1 名に対して、バンド型デバイスを頸部に装着し、センサ値を取得した。実験環境は日常生活を想定して食事を行い、会話、体動、時間などに制限を設けないもの

として、計測実験を3回(計測 A, B, C)行った。各計測実験はそれぞれ別日程で行い、計測時間の平均は26分であった。サンプリングレートは10 Hzである。この際、Bluetooth リモコンを用いて Android 端末と通信し、嚥下のタイミングを記録して正解ラベルを作成した。また、嚥下時の Bluetooth リモコンの押し忘れを考慮し、実験の内容をビデオカメラを用いて記録して、正解ラベル作成時に確認のため利用した。

4.2 嚥下動作タイミングの判定

DTW による波形マッチング際にはテストデータを11サンプル(1.1 s)の部分時系列データとして切り出し、1サンプルずつウィンドウをスライドさせて教師データとのDTW 距離を計算した。テストデータのサンプル数については予備実験から決定した。算出されたDTW 距離が設定した閾値以下となった部分時系列波形を嚥下動作のタイミングであると推定した。

4.3 結果と考察

本章ではセンサの着脱の際の装着位置のずれを考慮し、結果を着脱無しと着脱有りに分けて述べる。

4.3.1 着脱無し

着脱無し環境での結果を表1に示す。着脱無し環境では計測 A, B, C について、各データの前半部分をテストデータ、後半部分を教師データとして用いた。表に示す全嚥下数は、それぞれのテストデータの嚥下回数をあらし、誤検出は嚥下ではない部分を嚥下と判定した回数、未検出は嚥下であるが非嚥下と判定した回数を示す。なお、推定結果においては、嚥下ポイントから前後2サンプル程度まで、嚥下と判定する事例があったが、これは、隣り合う連続した波形であるため、距離として近い値を示したと考え、判定が前後2サンプル以内で連続していた場合1回の判定とみなした。誤検出、未検出に関してもこのルールを適用した。提案手法では3回の計測に対して、未検出1回、誤検出1回であった。F 値はそれぞれ1.000, 0.983, 0.985で、平均は0.989となり、着脱無し環境では高い認識率が得られることが確認できた。

4.3.2 着脱有り

着脱有り環境での結果を表2に示す。着脱有り環境ではテストデータと教師データの組み合わせとしてそれぞれが、別日程のデータと対応するように波形マッチングを行い、表に示す3通りの組み合わせで嚥下動作を判定した。提案手法ではそれぞれの組み合わせに対して、F 値でそれぞれ、0.958, 0.884, 0.829となり平均は0.890であった。デバイスを着脱無しするときよりも平均F 値が0.099ポイント低下した。これはデバイスを着脱した際に喉頭隆起に対するセンサの相対位置がずれたことにより低下したと感ぜられ、トレンドの除去だけでは、センサの装着位置の補完

表1 実験結果(着脱無し)

	A	B	C
全嚥下数(回)	30	31	35
誤検出(回)	0	0	1
未検出(回)	0	1	0
F 値	1.000	0.983	0.985

表2 実験結果(着脱有り)

テストデータ - 教師データ	A-B	B-C	C-A
全嚥下数(回)	61	60	71
誤検出(回)	2	3	15
未検出(回)	3	10	10
F 値	0.958	0.884	0.829

表3 実験結果(着脱有り-正規化)

テストデータ - 教師データ	A-B	B-C	C-A
全嚥下数(回)	61	60	71
誤検出(回)	5	8	4
未検出(回)	8	4	8
F 値	0.894	0.903	0.896

が不完全だとわかった。

そこでデバイスの着脱の際の装着位置のずれを補完するため、正規化[0, 1]を行った。結果を表3に示す。正規化有りの場合での平均F 値0.898となり正規化無しの平均F 値0.890と比べて大きな差は見られなかった。しかしそれぞれのF 値を比較するとテストデータ A, 教師データ B のデータセットでは認識精度は低下したが、他の2つのデータセットでは認識精度が向上し、認識率のバラつきが少なくなった。

5. 嚥下以外の行動の識別への応用

本章では嚥下判定手法を他の動作に応用した際の動作の識別精度について述べる。

5.1 実験方法

嚥下判定手法を利用して嚥下を含む頸部の運動を伴う行動の識別を試みる。識別するコンテキストは、食べる、飲む、頷く、頷く(2回)、咳、あくびの6種類である。各コンテキストをそれぞれ10回行い、これを1試行とし、試行回数は3回とした。サンプリング周波数は10 Hzである。被験者に各動作開始時に Swallowing Monitor 上の時刻記録ボタンを押してもらい正解ラベルを作成した。得られたセンサデータで10 fold cross validation を各試行毎に行い、最小のDTW 距離を示した教師データのラベルを推定動作として識別制度を求めた。姿勢は座位とした。被験者は20代の男性5名である。なお、食べる、飲む、咳、あくびについては被験者の自由に動作をおこなってもらい、頷く、頷く(2回)については予備実験で、被験者によっては首の動作を伴わない小さなうなずきを行う事例があった

ため、深くうなずくよう指導した。これは予備実験において人は食べ物を口へ運ぶ際、深いうなずきに似た頸部の動きを示し、嚥下と誤判定する場合があったため、これを識別する意味も内包している。「咳」については一般的に誤嚥時、嚥下の後に咳き込む現象がみられるため、重視すべきコンテキストとして識別動作に採用した。

5.2 結果と考察

各コンテキストの認識率を示す Confusion Matrix を図 8 に示す。コンテキスト別にみると「食べる」と「飲む」が F 値で 0.957, 0.951 となっており、嚥下の中でもそれぞれの識別が高い精度でできていることがわかる。センサの波形の概形は類似したものであったが、「食べる」では固形物を咀嚼し飲み込むという過程を経ており、咀嚼の過程を経ない「飲む」よりもセンサ値のスケールが大きくなったため、その差が生じたものであると考えられる。嚥下以外の動作はそれぞれ F 値で、「頷く」が 0.834, 「頷く (2 回)」が 0.862, 「咳」が 0.924, 「あくび」が 0.850 となった。全コンテキストの平均認識率は 0.896 であった。

6. まとめ

本論文では、頸部周径変化を利用した嚥下判定手法を提案し、評価した。また嚥下以外の動作に応用し 6 種類のコンテキストの識別を行った。周径変化の測定には、伸縮により静電容量が変化するストレッチセンサを用いた。ストレッチセンサは任意の形状変化が可能であり、100%の伸び歪みを繰り返して生じさせても機械的な破壊、電気的な特性の変化が生じない特性があり、日常生活で用いるウェアラブルデバイスとして適している。

頸部周径変化に基づく嚥下判定手法を判定は日常生活を想定とした食事における嚥下動作の判定を評価した。評価実験では、被験者に体動、会話、時間などの制限を設けず行い、着脱無し環境で 0.989, 着脱有り環境で 0.898 の認識率を得ることができた。

嚥下判定システムを嚥下以外の行動への適用は 5 人の被験者に対して、6 種類のコンテキスト (食べる, 飲む, 頷く, 頷く (2 回), 咳, あくび) の識別を試みた。10 fold cross validation で推定動作の認識率を求めた結果は平均 0.896 であった。今後の課題としては喉頭隆起の小さな女性で、嚥下判定ができるかを確かめる、日常生活利用に向けてさらに識別精度の向上を図る、などがあげられる。

参考文献

[1] 第 1 章 第 1 節 高齢化の状況及び高齢社会対策の実施状況 平成 29 年版高齢社会白書, 内閣府, pp. 2-3(2017).
[2] J. Yang: Toward physical activity diary: motion recognition using simple acceleration features with mobile phones, *Proc. of the 1st International Workshop on Interactive Multimedia for Consumer Electronics (IMCE*

		Prediction						Recall
		a	b	c	d	e	f	
Actual Activities	a = 食べる	135	5	0	1	0	1	0.951
	b = 飲む	4	137	1	0	0	0	0.965
	c = 頷く	1	1	121	3	0	16	0.852
	d = 頷く (2回)	0	0	16	112	0	14	0.789
	e = 咳	0	1	6	2	122	11	0.859
	f = あくび	0	2	4	0	0	136	0.958
Precision		0.964	0.938	0.818	0.949	1.000	0.764	0.896

図 8 全被験者の平均認識率

2009), pp. 1–10 (Oct. 2009).
[3] L. Bao and S. S. Intille: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, *Proc. of the 2nd International Conference on Pervasive Computing (PERVASIVE 2004)*, Vol. 3001, pp. 1–17 (Apr. 2004).
[4] 岩本健嗣, 杉森大輔, 松本三千人: 3 軸加速度センサを用いた歩行者推定手法, *情報処理学会論文誌*, Vol. 55, No. 2, pp. 739–749 (Feb. 2014).
[5] H. Yasufuku, T. Terada, and M. Tsukamoto: A Lifelog System for Detecting Psychological Stress with Glasses-equipped Temperature Sensors, *Proc. of the 7th Augmented Human International Conference (AH 2016)*, pp. 8:1–8:8 (Feb. 2016).
[6] C. Amma, T. Krings, J. Boer, and T. Schultz: Advancing Muscle-Computer Interfaces with High-Density Electromyography, *Proc. of ACM Conf. on Human Factors in Computing Systems (CHI 2015)*, pp. 929–938 (Apr. 2015).
[7] M. Toda, J. Akita, S. Sakurazawa, K. Yanagihara, M. Kunita, and K. Iwata: Wearable Biomedical Monitoring System Using TextileNet, *Proc. of the 10th International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2006)*, pp. 119–120 (Nov. 2006).
[8] 乾 大祐, 伊藤 聡, 佐々木実: 筋電位からの手動作推定における特徴量と SVM カーネル・パラメータについての実験的考察, *日本機械学会論文集 (C 編)*, Vol. 79, No. 808, pp. 4746–4756 (Dec. 2013).
[9] K. Shimozuru, T. Terada, and M. Tsukamoto: A Life Log System that Recognizes the Objects in a Pocket, *Proc. of the 6th Augmented Human International Conference (AH 2015)*, pp. 81–88 (Mar. 2015).
[10] 戸川達男: 高齢化社会における BME 技術の役割, *BME*, pp. 3–7 (Feb. 2000).
[11] S. B. Leder, D. M. Suiter, H. L. Warner, L. M. Acton and B. A. Swainson: Success of recommending oral diets in acute stroke patients based on passing a 90-cc water swallow challenge protocol, *Topics Stroke Rehabil.*, vol. 19, pp. 40–44 (2012).
[12] World Health Organization, Wilson J.M.G, Jungner G: The principles and practice of screening for disease (1966)
[13] K. Suzuki, M. Nagase: A neck mounted interface for sensing the swallowing activity based on swallowing sound, *Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, pp. 5224–5227 (Aug. 2011).
[14] D. Jayatilake et. al.: Smartphone-based realtime assessment of swallowing ability from the swallowing sound, *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, vol. 3, pp. 1–10 (Nov. 2015).
[15] G. Gioberto: Garment-Integrated Wearable Sensing for Knee Joint Monitoring, *Proc. of the 18th International Symposium on Wearable Computers (ISWC 2014)*, pp. 113–118 (Sep. 2014).

- [16] 椿健太郎, 寺田 努, 塚本昌彦, 石川 朗, 山本暁生, 沖侑太郎, 藤本由香里, 岩田健太郎, 村上茂史, 太田雅史, 別所侑亮, 様々な状況における呼吸数計測手法の比較評価, 情報処理学会研究報告 (モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会), Vol. 2016-MBL-81, No. 18, pp. 1-6 (Dec. 2016).
- [17] H. Nakamoto, H. Ootaka, M. Tada, I. Hirata, F. Kobayashi, and F. Kojima: Stretchable Strain Sensor With Anisotropy and Application for Joint Angle Measurement, *IEEE Sensor Journal*, Vol. 16, No. 10, pp. 3572-3579 (May 2016).