高齢者見守りのための音情報を用いた転倒識別に関する研究

中山 仁史^{*1}, 石光 俊介^{*1}, 中西 良太^{*2}, 坂野 史歩^{*2}, 空田 卓也^{*3}, 前田 夕貴^{*3}

A study of falling discrimination using sound information for watching elderly people

Masashi NAKAYAMA^{*1}, Shunsuke ISHIMITSU^{*1}, Ryota NAKANISHI^{*2},
Shiho SAKANO^{*2}, Takuya SORADA^{*3} and Yuki MAEDA^{*3}^{*1} Graduate School of Information Sciences, Hiroshima City University

3-4-1 Ozuka-higashi, Asaminami-ku, Hiroshima-shi, Hiroshima 731-3194, Japan

^{*2} Faculty of Information Sciences, Hiroshima City University

3-4-1 Ozuka-higashi, Asaminami-ku, Hiroshima-shi, Hiroshima 731-3194, Japan

^{*3} K's Corporation

2864-16 Ryomitsuyanagi, Yonago-shi, Tottori 683-0853, Japan

Received 3 April 2016

Abstract

Recently, we have faced on the problem such as increasing elderly people who have occurred accidents including solitary death and falling and so on at their houses. To deal with these problems, many researchers and companies are proposing and releasing the systems monitored by sensors for keeping them safety. However, conventional systems using sensors including cameras and microphones give little privacy. In order to solve the problems, we proposed and discussed the falling discrimination using sound information for watching elderly people. Proposed system expects the falling discriminations using acoustic features extracted from sound. For discrimination accurately, we focused on Spectrum gravity between subjects/things and flooring styles. The feature characterized and modeled as Spectrum ratio of delta power as dynamic parameter. Finally, experiments of two-class discriminations using feature parameters achieved to 96.83 % with dataset of unspecific conditions.

Key words : Falling discrimination, Sound, Zero corss, Delta power, SVM, K-NN

1. はじめに

1・1 研究背景

我が国は少子高齢化や核家族化にともない、高齢者における人口割合が増加傾向にある(総務省統計局, 2015)。これは諸外国と比較して最も高い水準であり、増加する独居老人や老々夫婦の安心や安全の確保が求められている(The World Bank, 2015)。独居老人の転倒事故は、早期発見や初動対応が難しく死につながるケースも多い。しかしながら、少子高齢化にともない呼応される人材の確保が難しく、24 時間体制の介護施設でも必ずしも十分な対応ができるとはいえない。このような背景から、カメラを用いて転倒などを検知する技術(土井他, 2006)(ラムロック, 2011)、加速度センサを用いてヒトの歩行や転倒を検知する技術(品川他, 1999)、加速度センサを用いてドアの開閉や異常が生じた場所を検知する技術(Bendary et al., 2013)(Libero, 2008)など、様々な高齢者見守り技術が提案されるようになってきた。ところが、多くの技術が提案・実現される一方で、プライバシーに対する不安や精神的負担、コストの増加、また生理現象や機器利用情報による間接的な確認など、新たな課題が浮き彫りとなってきた。このような課題から、音や振動などの音情報を用いた見守り技術が提案されるようになってきた。この例として、音の高さに注目したメル周波数ケプストラム係数である MFCC(Mel Frequency Cepstrum

No.16-00151 [DOI:10.1299/transjsme.16-00151], J-STAGE Advance Publication date: 30 November, 2016

^{*1} 正員, 広島市立大学 大学院情報科学研究科 (〒731-3194 広島県広島市安佐南区大塚東 3-4-1)

^{*2} 広島市立大学 情報科学部

^{*3} (株) ケイズ (〒683-0853 鳥取県米子市両三柳 2864-16)

E-mail of corresponding author: masashi@hiroshima-cu.ac.jp

Coefficient)を用いた技術 (Khan et al., 2015) (西他, 2014), 複数マイクロフォンを用いたマイクロフォンアレイによる技術 (池田, 2013) などが提案されている. 従来法では転倒音と非転倒音を識別するためのモデルやテンプレート, 複数のマイクロフォン, 加速度ピックアップ, 被験者また設置環境など対象に応じたパラメータ設定やチューニングなどの課題もある.

1・2 音情報を用いた転倒識別

著者らは従来法と同様にマイクロフォンで採取した音情報を用いた転倒識別を試みるが, 音情報は画像情報と同様に会話内容の流出といったプライバシー問題が懸念される. しかしながら, 数フレーム程度の音情報では発声時の基本周波数や音素・音節などのサブワード情報などしか得ることが出来ないため, フレーム単位で処理・棄却することでプライバシーの担保が期待できる. また, マイクロフォンはあらゆる携帯端末の I/O として付属されており, 本研究成果を携帯電話や PDA などへ簡単に導入また実装することができる. これらに加え, 著者らの方法では転倒識別に必要なモデルやテンプレートにおけるパラメータの事前推定を必要としない特徴も有している. 一般的に, パターン認識を行うためにはモデルやテンプレート内に存在するクラスや境界情報が求められる. しかしながら, 高齢者を対象とした見守り技術では被験者や設置環境毎に応じたモデルやパラメータの再推定を行うことは現実的ではない. そこで, 著者らは被験者や落下物また室内条件に頑健な音響特徴量に注目し, 被験者, 床面条件などに依存しない不特定環境条件下での転倒識別を試みている (石光他, 2016). 実利用を考慮すると必ずしも静寂環境下で転倒音及び非転倒音が得られるとは限られず, 日常生活において生じる雑音や会話音声などと転倒音を分離する課題がある. このような問題は雑音環境下で得られた音声に対してブラインド信号処理で音源分離を行うことができる. また, 実利用を考慮すると転倒音と他の生活雑音などのオーバーラップも懸念される. 本論文では転倒音及び非転倒音の音響的特徴を捉えて識別を試みるもので, 理想的な静寂環境下で採取した音源を対象とした転倒音識別として検討を行う.

1・3 本論文の構成

本論文では転倒音及び非転倒音の音響的特徴を明らかにし, 得られた音響的特徴に注目した音響特徴量の提案と識別を試みる. そこでまず, 時間周波数分析を用いて転倒音及び非転倒音の音響的特徴について議論する. 次に, 転倒音に含まれる特徴に注目した音響特徴量について議論する. 最後に, 静的な音響特徴量を動的特徴に拡張し, 不特定環境条件下での 2 クラス識別で識別性能を定量的に明らかにする.

2. 転倒音及び非転倒音の時間周波数分析

転倒識別は音から抽出した音響的特徴を用いて行う. そこで, 転倒音及び非転倒音のデータセットを構築し, これを用いて転倒音及び非転倒音の音響的特徴を明らかにする.

2・1 転倒音及び非転倒音のデータセット 1 (Dataset 1)

転倒音及び非転倒音の音響的特徴を確認するために, 転倒音及び非転倒音からなるデータセット 1 (Dataset 1) を構築した. データセット 1 は, 表 1 の信号収録装置を用いて和室内で収録した. 音は計測用マイクロフォンを用いて, サンプリング周波数 16,384 Hz, 量子化サイズ 16 bit で収録した. 被験者は 20 歳から 24 歳までの健常者 14 名 (男性 11 名及び女性 3 名, 身長約 150~180cm, 体重約 45~80kg) とし, 転倒パターン 4 種 (左側倒, 右側倒, 前方躓き, 前方膝崩れ) の転倒を行った. これは被験者の安全を考慮して後頭部の打撃の恐れのある後方の転倒を除き, 前方の 2 種類及び左右の転倒を用いたことによるものである. 前方の転倒は胴体また下肢からの転倒が考えられるため, 前方躓き及び前方膝崩れの 2 種類として行った. また非転倒音として, 日常生活で身近な物 8 種 (ポロシャツにハンガー, 携帯電話, ペン, コップ, タンブラー, 本, ペットボトル, ティッシュ箱) の落下音と家具 1 種 (机) の移動音を収録した. 音を生じさせる方法は落下 2 種 (机上の 100cm) と移動 1 種 (3 秒程度の引きずり) とした. 転倒音は被験者 14 名×転倒パターン 4 種=計 56 サンプル, 非転倒音は物体 8 種×落下 2 種×4 トライアルと机 1 種×移動 1 種×4 トライアル=計 68 サンプルとなった. このとき, 身近な物や家具はヒトと比較して小さいものを用いることにした. これはヒトの転倒時と同様またそれ以上の音が生じるような大型

の家具や家電はそもそも生じる転倒音が大きいため、これらは転倒時に生じるパワーで識別できると推察できる。大型の家具や家電が転倒した際は転倒及び非転倒に関係無く対応が必要なため、転倒音識別としての対象からは除外することとした。なお、このデータセット 1 は室内と床面条件を和室及び畳で固定のため、特定環境条件下のデータセットとして扱うことにする。

Table 1 Equipment for signal recording.

Equipment	Model
Microphone	ONOSOKKI MI-1431
Pre-amplifier	ONOSOKKI MI-3310
Recorder	B&K LAN-XI 3050-B-060

2・2 パワーの極値数

転倒音及び非転倒音はヒトの聴感で違いが確認できるため、音響的特徴の差異があると推察できる。そこで、転倒時及び非転倒時に生じるパワーの極値数に注目することにした。

図 1 に転倒音及び非転倒音のパワーの極値数を示す。転倒音と非転倒音を比較して、転倒音で複数回、非転倒音で 1 回もしくは 2 回程度の極値が確認できる。特に、転倒音においてより多くの極値数が確認できた。ボールではヒトと同様に複数回の極値数が確認されたが、自由落下と地面による反発の繰返しで規則的なパターンを有する傾向がある。以上のことから、ボールなどではヒトと同様に複数回の極値数が観測される傾向があるものの、パワーの極値数は転倒識別で有用な音響特徴量の一つとして有用であるといえる。

Fig. 1 Power envelope peaking measured by microphone.

2・3 時間周波数分析

転倒音及び非転倒音はヒトまた落下物と床面との関係で生じる周波数の違いが観察できる．そこで，非転倒音（本）を対象にスペクトログラムやウェーブレット解析などの時間周波数解析で音響的特徴を明らかにする(金井, 1999)．本はヒトと比較して極値数が少なく鋭いインパルス信号となるため，本で時間周波数解析することで本以外でも同様に解析できることが確認できる．一般的に，非定常音は時々刻々と変化するため，窓関数などで切り出した短時間幅のフレーム単位で時間周波数解析が行われる．代表的な解析方法として，以下の式 (1) で示すようなフーリエ変換を用いたスペクトログラム $Y(t, f)$ が用いられる．

$$Y(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(\tau) w^*(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1)$$

ここで， $y(\tau)$ は分析対象， t は時刻， f は周波数， $w(t)$ は窓関数を表す．短時間フーリエ変換では $+\infty$ から $-\infty$ の範囲の時間信号 $y(t)$ を有限長 T_0 の窓関数 $w(t)$ でフレーム化し，その区間が周期的に継続しているものとしてフーリエ級数展開を行う方法である．ところが，短時間フーリエ変換では窓関数の長さは全て一定の解析条件で用いるため，解析対象の周波数によっては不適切な結果となる恐れがある．そこで，以下の式 (2) で示すような窓関数 $w(t)$ と長さ T_0 に自由度を持たせたウェーブレット変換 $WT(t, a)$ が用いられる．

$$WT(t, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} y(\tau) g^*\left(\frac{\tau - t}{a}\right) d\tau \quad (2)$$

ここで， $y(\tau)$ は分析対象， t は時刻， $g^*(t)$ はウェーブレット変換における基底関数， a はスケールパラメータを表す．このとき， $WT(t, a) = |WT(t, a)|^2$ とすることでスキャログラムとなる．さらに，スケールパラメータを周波数と置き換えることで，以下の式 (3) で示すような周波数軸に対応したウェーブレット変換 $WT(t, a)$ が得られる．

$$WT(t, f) = \sqrt{\left| \frac{f}{f_0} \right|} \int_{-\infty}^{+\infty} y(\tau) g^*\left(\frac{f}{f_0}(\tau - t)\right) d\tau \quad (3)$$

本研究ではウェーブレット変換の基底関数として Morlet ウェーブレットを用いることにした．Morlet ウェーブレットは包絡をガウス曲線で，キャリアを複素正弦波で表現した関数である (Grossmann and Morlet, 1984)．以下の式 (4) に，Morlet ウェーブレット $g_M(t)$ を示す．

$$g_M(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \exp(j\omega_0 t) \quad (4)$$

図 2 に非転倒音（本）落下時の時間周波数解析の結果を示す．結果は最上段から波形，スペクトログラム，スキャログラムの結果を示している．スペクトログラムでは均等スケールで解析しているが，スキャログラムでは高域スケールに従って高い時間分解能が得られる．転倒音の性質として，非定常過渡音であること，転倒前後の状態に対して不連続であることがあげられる．解析結果からも確認できるように，ウェーブレット変換では上に凸のコーン状の分布として解析され，この凸の状態により不連続点でどの時点で異変が起きているのかがウェーブレットでは観測できる．よって，不連続点前後の特徴から転倒音解析をすればよく，その意味でも定常性の前提に基づくスペクトログラムよりも適切であるといえる．

よって、ウェーブレット解析を用いることで転倒時に生じるスペクトル重心をより詳細に捉えることができ、転倒及び非転倒音の音響的特徴を確認することができる。スペクトル重心はスペクトル形状を表現することができ、心理音響的にはブライトネスとして表現される (Grey, J. M. and Gordon, J. W., 1978)。そこで、本研究ではウェーブレットを用いて転倒音及び非転倒音のスペクトル重心の音響的特徴を確認する。

Fig. 2 Time-frequency analysis of falling (Book).

3. 転倒音及び非転倒音識別のための音響特徴解析

転倒音及び非転倒音の時間周波数解析の方法としてウェーブレット解析を用いることが適切であることを確認した。そこで、ウェーブレット解析を用いて信号データベースにおける転倒音及び非転倒音の音響的特徴を明らかにする。

3・1 ウェーブレット解析を用いた音響特徴解析

図3にデータセット1の転倒音及び非転倒音のウェーブレット解析の結果を示す。図3より、ヒトでは約330Hz、ボールでは約650Hz、本では約220Hzにおいてスペクトルの重心が確認できた。加えて、図4に床面の違いによる転倒音のウェーブレット解析、図5に転倒パターンの違いによる転倒音のウェーブレット解析を示す。図4及び図5の各結果より、異なる床面また転倒パターンともに約330Hzのスペクトル重心が確認でき、異なる条件であったとしても転倒識別が期待できる。

(a) Falling (Subject).

(b) Falling (Ball).

(c) Falling (Book).

Fig. 3 Wavelet analysis of falling and not falling (Book).

(a) Japanese style carpet Tatami at Japanese style room.

(b) Concrete flooring at Western style room.

(c) Wooden flooring at Gym.

Fig. 4 Wavelet analysis of differences between rooms and flooring styles.

(a) Left side.

(b) Right side.

Fig. 5 Wavelet analysis of differences at falling styles.

3・2 スペクトル重心のパラメータ化

パワーの極値数はスカラであるため、得られた極値数を識別パラメータとして直接用いることができる。一方、ウェーブレット解析で得られるスペクトル重心は時系列のベクトルのため、時間軸方向に次元圧縮するなどし、転倒毎に代表値を求める必要がある。ここでは3.1で観測されたヒトの転倒音に含まれるスペクトル重心の特徴を一つの基準とし、中心周波数 330 Hz 及びバンド幅 30Hz のバンドパスフィルタで処理した信号に対して零交差数を用いて音響特徴量とすることにした (Gouyon et al., 2000)。零交差数とは背景信号の零を基準に正負の反転が生じたかをカウントしたスカラであり、転倒音として特徴が確認された 330Hz を中心に定量的な特徴量化を行うことができる。

図6にパワーの極値数、図7に零交差数の結果について示す。図6より、本におけるパワーの極値数が1回であるが、ヒトにおけるパワーの極値数にばらつきがあることが確認できる。しかしながら、ヒトと本の標準偏差の分布に重なりが確認できないことから、転倒識別における音響特徴量として有用であるといえる。一方で、図7(a)の各零交差数は標準偏差の分布に重なりがあるため、直接用いたとしても高い識別性能を得ることが難しい。そこで、転倒音のスペクトル重心に注目した 330 Hz のバンドパスフィルタを用いて、スペクトル重心付近の情報に絞った音響的特徴を捉えることにした。これにより、図7(b)では標準偏差のオーバーラップが無く、各分布の重なりが少なくなることが確認できた。以上のことから、フィルタリング後の零交差数を用いることで、より頑健な音響特徴量の表現が期待できるといえる。

Fig. 6 Peaking counts of power envelope.

(a) Without filtering.

(b) With filtering.

Fig. 7 Counts of zero-cross.

4. 不特定環境条件下でも頑健な音響特徴量を用いた転倒識別

音情報を用いた理想的な転倒識別は、テンプレートやモデル推定を要しない不特定環境条件下での転倒識別である。そこで、より頑健な転倒識別を行うためにパワーを動的特徴に拡張した音響特徴量を提案し、これを用いた転倒識別で識別性能を定量的に示す。

4・1 転倒音及び非転倒音のデータセット2 (Dataset 2)

不特定環境条件下での検討を行うために、転倒音及び非転倒音のデータセット2 (Dataset 2) を構築した。転倒音及び非転倒音は表1の信号収録機器を用いて、サンプリング周波数 16,384 Hz, 量子化サイズ 16 bit で収録した。被験者は22歳から34歳までの健常者4名(男性3名及び女性1名, 身長約150~175cm, 体重約45~98kg)とし、床面条件は3条件(畳, フローリング, カーペット), 転倒パターンは2.1の4種とした。物体落下音は3種(本, ペン, 携帯電話)をそれぞれ2回落下させた。このとき、携帯電話の落下は衝撃が鋭くフローリングもしくは携帯電話が破損する恐れがあったため、畳とカーペットのみを対象とした。以上のことから、転倒音は被験者4名×床面条件3種類×転倒パターン4種=計48サンプル, 非転倒音は物体3種×床面条件3種類×2トライアルから携帯電話のフローリング条件の2トライアルを引いた=計16サンプルとなった。なお、このデータセット2は室内と床面条件を複数含む条件となるため、不特定環境条件下のデータセットとして扱う。

4・2 ΔPow を用いたスペクトル重心のパラメータ化

データセット2の転倒音及び物体落下音を用いてパワーと同様にスペクトル重心が利用できるかの確認を行う。転倒音や物体落下音が生じるとき、物体の質量、初期加速度、接触面また接触角度などの影響を受ける。特にパワーの大きさは様々な要因で変化するため、あらかじめ推定したモデルやパターン内のスケールと異なるため比較が難しい。そこで、影響の受けやすいパワーである Pow の変化分もしくは速度分である動的特徴の ΔPow を導入することにした (Furui, 1986)。これにより、転倒者の体格差や落下時の各条件などによって生じるパワーの差を疑似的に正規化することができるため、転倒識別のための頑健な特徴量となることが期待できる。以下の式(5)に ΔPow の計算式を示す。

$$\Delta Pow(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{Pow(t + \Delta t) - Pow(t)}{\Delta t} \quad (5)$$

図8に ΔPow における転倒音及び非転倒音の時間周波数解析の結果を示す。図8(a), (b)及び(c)に異なる被験者、転倒パターンまた床面条件毎の転倒音に対する周波数特性、図8(d)及び(e)に異なる落下物や床面条件における非転倒音の周波数特性を示す。各結果から確認できるように、被験者、転倒パターンまた床面条件において200 Hzから300 Hz付近にスペクトル重心が確認できる。一方で、図8(d)及び(e)では、300 Hz以降にスペクトル重心が確認できる。これは、単純なパワーと比較してスペクトル重心の周波数に差はあったものの、 ΔPow を用いることでこれらの差を疑似的に正規化し、頑健な転倒識別が可能な音響特徴量が得られたことを意味する。これらの結果より、先に示したパワーと同様に転倒時のスペクトル重心に注目することで転倒識別が期待できるといえる。

(a) Falling (Four subjects).

(b) Falling (Four falling styles).

(c) Falling (Three flooring styles).

(d) Falling (Nine things).

(e) Falling (Pen at Three flooring styles).

Fig. 8 Frequency characteristics of falling and not falling at delta power.

4・3 転倒識別のための音響特徴量 $R_{\Delta Pow}$

パワーは被験者や転倒条件において得られる不安定なパラメータであるため、被験者、落下物、転倒パターンなどの条件の変動に頑健な転倒識別のための音響特徴量 $R_{\Delta Pow}$ を提案することにした。 $R_{\Delta Pow}$ は ΔPow を時間周波数解析して得られた特徴に注目し、転倒音と非転倒音で特徴差が確認できる高域周波数成分と低域周波数成分の比としたパラメータである（石光他，2016）。

ΔPow は転倒時に生じるパワーの変化分とすることで、転倒時に生じるパワーの大きさの影響を低減して比較することができる。 Δ 特徴量は音声認識で広く用いられており、 ΔPow を転倒毎に正規化することや数フレーム前後の回帰線として表現することでより頑健なパラメータ表現が期待できる（Furui, 1986）。本研究では、転倒識別における Δ 特徴量の最初の検討として単純な Δ を用いることにする。以下の式（6）及び図9に、 $R_{\Delta Pow}$ を求める各式また手続きを示す。なお、転倒音及び非転倒音の境界を任意の閾値として設定することで、転倒音及び非転倒音に限らず様々な識別に利用することができる。

$$R_{\Delta Pow} = \frac{\overline{HPF_{Threshold}(FFT(\Delta Pow))}}{\overline{LPF_{Threshold}(FFT(\Delta Pow))}} \quad (6)$$

Fig.9 Calculation procedure of proposed acoustic feature $R_{\Delta Pow}$.

4・4 パワー及び $R_{\Delta Pow}$ を用いた 2 クラス識別による転倒識別

零交差数とパワーもしくは $R_{\Delta Pow}$ の音響特徴量を用いて転倒音及び非転倒音の 2 クラス識別を行った。2 クラス識別法は SVM (Support Vector Machine) と k-NN (k-Nearest Neighbor) とし、SVM のカーネル関数はガウスカーネルを用いることにした (Boser et al., 1992) (Dasarathy, 1991)。SVM はサポートベクタを求め超境界面でクラスの識別、一方で k-NN では近傍データの属するクラスを多数決で識別を行うものである。 $R_{\Delta Pow}$ は高周波数域と低周波数域の境界付ける閾値は、4.2 の結果より 200 Hz とした。評価セットは特定環境条件下であるデータセット 1 (Dataset 1) 及び不特定環境条件下であるデータセット 2 (Dataset 2) とし、各パラメータは対象となる各データセット空間に対して最小値を 0 また最大値を 1 として正規化を行った。

まず、パワーと $R_{\Delta Pow}$ におけるパラメータの空間分布について確認する。図 10(a)及び(b)に零交差数とパワー $R_{\Delta Pow}$ を用いたときのパラメータの空間分布を示す。図 10(a)は零交差数とパワー、図 10(b)は零交差数と $R_{\Delta Pow}$ の結果である。各結果から確認できるように、パワーでは転倒音と非転倒音の分布にオーバーラップが確認できるが、 $R_{\Delta Pow}$ では転倒音と非転倒音のパラメータ分布が完全に分離できることが確認できる。特に、図 10(b)は不特定環境条件下のデータセット 2 も対象にしていることから、 $R_{\Delta Pow}$ を用いることで不特定環境条件環境下でも頑健な転倒識別が期待できる。加えて、図 10(c)に SVM を用いたときのパラメータ分布を示す。SVM ではサポートベクタを用いて実線で示される超平面が推定されていることが確認できる。各データは転倒音及び非転倒であるかは既に分かっているので、各方法で識別した結果の正解及び不正解を検証することにする。

表 2 に交差検証を用いた正解及び不正解を基準とした 2 クラス識別の識別率を示す (Kohavi, 1995)。2 クラス識別とは転倒と非転倒のクラスを意味する。まず、零交差数とパワー (Zcross+Pow) を対象に特定環境条件下であるデータセット 1 (Dataset 1) に対する識別性能について確認する。表 2 より、SVM において 69.83 %, 3-NN において 68.97 %であった。これは図 10(a)から確認できるように、パワーではパラメータにおける分布のオーバーラップが確認できるため、妥当な識別性能であることいえる。次に、零交差数と $R_{\Delta Pow}$ (Zcross+ $R_{\Delta Pow}$) を対象に両データセットに対する識別性能について確認する。特定環境条件下では SVM において 94.02 %, 3-NN において 94.87 %であった。また、不特定環境条件下では SVM においては 90.48 %, 3-NN においては 96.83 %の識別性能を確認した。両セットともに、SVM では超平面の近傍にデータが存在するため 90 %程度の識別性能に留まった。一方で、k-NN では最小である k=3 のときに最も良い識別性能が得られた。これは十分な空間分離ができていたため、低次であるほど高性能な結果となった。以上の結果から、零交差数と $R_{\Delta Pow}$ を用いることで不特定環境条件下でも頑健に転倒識別ができる。

(a) k-NN (Zcross-Pow, Dataset 1).

(b) k-NN (Zcross- Δ Pow, Dataset 1 & 2).

(c) SVM (Zcross- Δ Pow, Dataset 2).

Fig. 10 Parameter distribution of two-class discrimination using Zero cross and $Pow / R_{\Delta Pow}$.

Table 2 Two-class discrimination conditioned with cross-validation.

Parameter	Zcross+Pow	Zcross+ $R_{\Delta Pow}$	
Dataset	Dataset 1 [%]	Dataset 1 [%]	Dataset 2 [%]
SVM	69.83	94.02	90.48
k-NN	k=3	68.97	94.87
	k=5	67.24	93.16
	k=7	66.38	93.16
	k=9	62.93	94.02
	k=11	60.34	94.02

5. おわりに

本研究ではプライバシーの担保が期待できる音情報を用いた転倒識別に関する研究を行った。転倒音及び非転倒音に対してウェーブレット解析を行ったところ、ヒトの転倒音において特有のスペクトル重心を捉えられることを確認した。しかしながら、転倒認識に必要なテンプレートやモデル推定が困難な点などから、不特定環境条件下でも頑健な転倒識別が求められる。そこで、パワーを動的特徴に拡張した ΔPow を用いることにした。このとき、

ΔPow とヒトの転倒時に生じるスペクトル重心に注目した音響特徴量 $R_{\Delta Pow}$ を提案し、不特定環境条件下でも頑健な転倒識別の検討を行った。以下に得られた知見を示す。

- 転倒音と非転倒音のスペクトル重心に違いが確認できるため、このスペクトル重心に注目したバンドパスフィルタと零交差数で転倒識別に有用な音響特徴量を得ることができる。
- 被験者、床面条件、転倒パターンなどの転倒条件でパワーに変動や影響が生じるため、単純なパワーではなく動的特徴である ΔPow を用いた音響特徴量 $R_{\Delta Pow}$ で頑健な特徴抽出ができる。
- 不特定環境条件下のデータベースを用いて転倒音と非転倒音を区別するスペクトル重心の閾値と $R_{\Delta Pow}$ のみで 96.83% の識別性能を得ることができる。

今後は、より頑健な識別を行うための音響特徴量の高度化や、実システムとしての実装また実時間処理の検討を行う。加えて、発声や生活音などで所望転倒音がマスクされた際の影響や、より条件の厳しい不特定環境条件下での検討も予定である。

文 献

- Bendary, N. E., Tan, Q., Pivot, F. C. and Lan, A., Fall detection and prevention for the elderly: a review of trends and challenges, International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, Vol. 6, No. 3 (2013), paper 23.
- Boser, B. E., Guyon, I. M. and Vapnik, V. N., A training algorithm for optimal margin classifiers, Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory (COLT '92) (1992), pp.144-152.
- Dasarathy, B. V., Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques, IEEE Computer Society Press (1991), p. 447.
- 土井元紀, 井上博司, 青木優太郎, 大城理, 人物追跡と転倒検知による独居高齢者遠隔見守りシステム, 電気学会論文誌 E, Vol. 126 No.8 (2006), pp.457-463.
- Furui, S., Speaker-independent isolated word recognition using dynamic features of speech spectrum, IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. ASSP-43, No. 1 (1986), pp.52-59.
- Gouyon, F., Pachet, F. and Delerue, O., On the use of zero-crossing rate for an application of classification of percussive sounds, Proceedings of the COST G-6 Conference on Digital Audio Effects (2000), pp.DAFX-1 to DAFX-6.
- Grey, J. M. and Gordon, J. W., Perceptual effects of spectral modifications on musical timbres, Journal of Acoustic Society of America, Vol. 63 No. 5 (1978), pp.1493-1500.
- Grossman, A. and Morlet, J., Decomposition of Hardly functions into square integrable wavelets of constant shape, Society for Industrial and Applied Mathematics, Journal of Mathematical Analysis and Applications, Vol. 15 No. 4 (1984), pp.723-736.
- 池田浩太郎, 転倒音による転倒検知, 平成 25 年度法政大学大学院デザイン工学研究科紀要, Vol.2 (2013).
- 石光俊介, 坂野史歩, 中西良太, 中山仁史, 空田卓也, 前田夕貴, 転倒検知装置及び転倒判定方法, 特願 2016-31648 (2016).
- 金井浩, 音・振動のスペクトル解析, コロナ社 (1999).
- Khan, M. S., Yu, M., Feng, P., Wang, L. and Chambers, J., An unsupervised acoustic fall detection system using source separation for sound interference suppression, Signal Processing, Vol. 110 (2015), pp. 199-210.
- Kohavi, R., A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI) (1995), pp.1137-1145.
- 株式会社 Libero, 高齢者安否確認システム, available from <<http://www.anzentaishaku.com/anpikakunin/index.htm>> (2008) (参照日 2016 年 2 月 29 日) .
- 総務省統計局, 人口推移, 平成 27 年 4 月, available from <<http://www.stat.go.jp/data/jinsui/2014np/>> (2015) (参照日 2016 年 2 月 2 日) .
- 西宏之, 金金, 木村義政, 柿木稔男, 音情報を用いたお年寄り見守りシステムの検討, 電子情報通信学会技術報告, Vol. 113, No. 381 (2014), LOIS2013-53(ICM2013-49), pp. 81-84.
- 株式会社ラムロック, ラムロックシステム, available from <<http://www.ramrock.co.jp/ramrocksys/>> (2011) (参照日 2016 年 2 月 29 日) .
- 品川佳満, 谷川智宏, 太田茂, 加速度センサを用いた人間の歩行・転倒の検出, 川崎医療福祉学会誌, Vol.9 (1999), pp.243-250.
- The World Bank, Population ages 65 and above (% of total), available from <<http://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.65UP.TO.ZS>> (2015) (参照日 2016 年 2 月 2 日) .

References

- Bendary, N. E., Tan, Q., Pivot, F. C. and Lan, A., Fall detection and prevention for the elderly: a review of trends and challenges, *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*, Vol. 6, No. 3 (2013), paper 23.
- Boser, B. E., Guyon, I. M. and Vapnik, V. N., A training algorithm for optimal margin classifiers, *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory (COLT '92)* (1992), pp.144-152.
- Dasarathy, B. V., *Nearest Neighbor (NN) Norms: NN Pattern Classification Techniques*, IEEE Computer Society Press (1991), p. 447.
- Doi, G., Inoue, H., Inoue, H. and Oshiro, O., Video surveillance system for elderly person living alone by person tracking and fall detection, *IEEJ Transactions on Sensors and Micromachines E*, Vol. 126 No.8 (2006), pp.457-463 (in Japanese).
- Furui, S., Speaker-independent isolated word recognition using dynamic features of speech spectrum, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. ASSP-43, No. 1 (1986), pp.52-59.
- Gouyon, F., Pachet, F. and Delerue, O., On the use of zero-crossing rate for an application of classification of percussive sounds, *Proceedings of the COST G-6 Conference on Digital Audio Effects* (2000), pp.DAFX-1 to DAFX-6.
- Grey, J. M. and Gordon, J. W., Perceptual effects of spectral modifications on musical timbres, *Journal of Acoustic Society of America*, Vol. 63 No. 5 (1978), pp.1493-1500.
- Grossman, A. and Morlet, J., Decomposition of Hardly functions into square integrable wavelets of constant shape, *Society for Industrial and Applied Mathematics, Journal of Mathematical Analysis and Applications*, Vol. 15 No. 4 (1984), pp.723-736.
- Ikeda, K., Falling detection by falling sound, *The bulletin of the Graduate School, Housei University*, Vol.2 (2013) (in Japanese).
- Ishimitsu, S., Sakano, S., Nakanishi, R., Nakayama, M., Sorada, T. and Maeda, Y., Japanese Patent disclosure 2016-31648 (2016) (in Japanese).
- Kanai, H., *Spectrum analysis for sound and vibration*, Coronasha (1999) (in Japanese).
- Khan, M. S., Yu, M., Feng, P., Wang, L. and Chambers, J., An unsupervised acoustic fall detection system using source separation for sound interference suppression, *Signal Processing*, Vol. 110 (2015), pp. 199-210.
- Kohavi, R., A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection, *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)* (1995), pp.1137-1145.
- Libero, available from <<http://www.anzentaishaku.com/anpikakunin/index.htm>> (2008) (accessed on 29 February, 2016) (in Japanese).
- Ministry of Internal Affairs and Communications Statistics Bureau, Population Trends at April 2015, available from <<http://www.stat.go.jp/data/jinsui/2014np/>> (2015) (accessed on 2 February, 2016) (in Japanese)
- Nishi, H., Kin, K., Kimura, Y. and Kakinoki, T., A watching system for aged people using acoustic informations, *IEICE Technical Report*, Vol. 113, No. 381 (2014), LOIS2013-53(ICM2013-49), pp. 81-84 (in Japanese).
- Ramrock, Ramrock system, available from <<http://www.ramrock.co.jp/ramrocksys/>> (2011) (accessed on 29 February, 2016) (in Japanese).
- Shinagawa, Y., Tanigawa, T. and Ohta, S., Detection of Human Gait and Falling Using an Accelerometer, *Kawasaki Journal of Medical Welfare*, Vol. 9 (1999), pp.243-250 (in Japanese).
- The World Bank, Population ages 65 and above (% of total), available from <<http://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.65UP.TO.ZS>> (2015) (accessed on 2 February, 2016)