合成加速度の分散特徴量による怒鳴り行動の検出

〇山岡政利 佐々木響也 大前佑斗 日本大学生産工学部 マネジメント工学科

目次

- 1. 研究目的
- 2. 研究背景
- 3. 仮説
- 4. 研究手法
- 5. 研究結果
- 6. 考察
- 7. 結論

研究目的(怒鳴り行動によるパワーハラスメントの増加を防ぐために)

現代では上司から部下への怒鳴り行動によるパワーハラスメントが取り沙汰されている[厚生労働省 雇用環境・均等局, パワーハラスメントの定義について (平成 30 年 10 月]



怒鳴り行動を抑制するために、<u>音声検出による怒鳴り行動</u> の検出をする

研究背景(音声検出の方法)

音声検出をマイクで行った際の問題点

- 様々なコストになる
- 設置場所が不便
- 検出環境が長時間維持出来ない



現代に広く普及するスマートフォンを使った**加速度センサによる音声検出**を行う

研究背景(加速度センサを用いた音声検出の実現性)

加速度センサを使用した身体動作判定は可能である

・ 日常動作(歩行や走行を含む)

例

- 水中動作
- 木材製品の組み立て作業工程

※参考文献[2]-[9]を参照



怒鳴り行動の揺れも検知し、他の動作と識別出来る可能性がある

仮説

仮説:怒鳴り行動はスマートフォンの加速度センサのみで測定可能である

- ◆スマートフォンのx,y,zの3軸の加速度を用いれば細かい動作まで捉えられる(図1)
- ◆ 実用性を考慮し、自然な姿勢で計測するので、ポケットにスマートフォンを入れて怒鳴りを検出したい

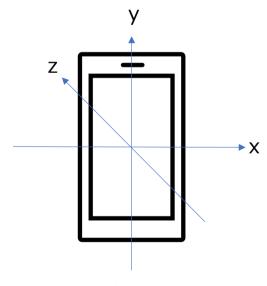


図1:3軸の向き

研究手法(3軸加速度の計算方法)

ポケットにスマートフォンを入れる際にどのような方向で入れられるか分からない⇒x,y,z軸の加速度をそのまま使用することは不適切である

合成加速度
$$M(t) = X(t)^2 + Y(t)^2 + Z(t)^2$$
 (1)

- ◆ M(t)が0ならばスマートフォンは動いていない
- ◆ M(t)が大きいならばスマートフォンは瞬間的に大きく揺れた

スマートフォンがどのような向きでも関係なく、**合成加速度が等価な値で 測定可能**になる

研究手法(測定手法)

合成加速度の分散特徴量は、計測時間中のセンサの全体的な動きの大きさを表現するものであるため、以下のような値が記録されると予想される

各種動作	分散特徴量の大きさ
[1] 何も発話せず静止	極めて小さい
[2] 通常の声量で発話	やや小さい
[3] 怒鳴り声をあげる	やや大きい
[4] 身体動作を行なう	極めて大きい



合成加速度の分散特徴量により怒鳴り行動を検出できるのではないか

研究手法(推定器の評価1)

構築した推定器で怒鳴りの判別を行った時の全事象N(i) は $i \in \{TP, TN, FP, FN\}$ の事象の観測数であり、以下のことを示す

事象	
TP(True Positive)	実際の怒鳴りを正しく怒鳴りと判定
TN(True Negative)	実際の怒鳴り以外を正しく怒鳴り以外と判定
FP(False Positive)	実際の怒鳴り以外を誤って怒鳴りと判定
FN(False Negative)	実際の怒鳴りを誤って怒鳴り以外と判定

研究手法(推定器の性能評価2)

推定には、通常のクラス分類で使われる指標である適合率 p, 再現率 r, F 値 f を採択し、それらは以下の様に定義される

- 適合率: p = N(TP)/(N(TP) + N(FP)) (2)
- 再現率: r = N(TP)/(N(TP) + N(FN)) (3)
- F値: f = 2pr/(p+r) (4)

適合率 p が大きいとき怒鳴りという推定が信頼できることを意味する**再現率 r が大きいとき実際の怒鳴りを取り漏らすことが少ない**ことを意味する p と r の両者が高いことが望ましいものの, これらは**トレードオフ**の関係に ある

研究手法(測定器の分散特徴量の範囲決定)

推定器を構築するには怒鳴り行動を行った際、各動作が合成加速度の分散特徴量のどのような範囲に集中するのかを知ることが必要となるので、以下の表に示した。

分類	
CO	発話なし
C1	通常会話
C2	怒鳴り
C3	発声以外の身体動作

発声する<u>C1</u>と<u>C2</u>は「<u>何で提出期限までにクライアントの資料を作らなかったん</u> <u>だ</u>」という怒鳴る際に発言される内容を採用した

研究結果(測定条件)

- ◆ 被験者: 20代前半男子大学生1名
- ◆ スマートフォンの位置:右大腿前側に位置するポケットに保持
- ◆ 利用したアプリケーション: iphoneのAcceleration sensor logger[10]
- ◆ サンプリング周波数:10Hz
- ◆ C0~C3は各50回ずつ合計200回測定



図1:被験者の状態図

研究結果(各動作の測定時間)

	co:発話なし	C1:通常会話	C2:怒鳴り	C3:身体動作
平均値	6.92	6.47	7.05	6.54
標準偏差	0.37	0.29	0.34	0.66
最大値	7.60	7.20	7.50	7.50
最小値	5.70	5.70	5.80	5.70

C0~C3の測定時間の統計量(秒)

CO~C3までのクラスの合成加速度の測定時間は以上の表のように、5~8 秒の間で動作が終了したことを示したので、本研究では合成加速度の算 出時間を0~5秒の範囲で区切った

研究結果(全計測データの分散特徴量)

階級(分散特徴量)	CO	C1	C2	С3
$[0\times10^{-5},1\times10^{-5}]$	48	5	0	0
$[1\times10^{-5},2\times10^{-5}]$	2	28	2	21
[2×10 ⁻⁵ ,3×10 ⁻⁵]	0	15	10	4
[3×10 ⁻⁵ ,4×10 ⁻⁵]	0	2	12	0
$[4\times10^{-5},8\times10^{-5}]$	0	0	26	0
[8×10 ⁻⁵ ,5×10 ⁻²]	0	0	0	0
[5×10 ⁻² ,∞]	0	0	0	25

分散特徴量の度数分布表

COからC2までの各観測はおおよそ階級ごとに分かれていることが確認出来るしかし、C3の身体動作の分散特徴量の分布は桁が違うほどの分布がみられる

考察(度数分布表の分布)

- ◆発話なしの動作の分散特徴量の分布が低い傾向にあることが確認出来る
- ◆C1とC2では同じ発話内容で実験したが、<u>声量の大きいC2の方が分</u> 散特徴量が大きい傾向にあることが分かった
- ◆非常に幅広く分布しているC3は、書類整理と貧乏ゆすりの2種類の 身体動作を観測しており、**分布が2つ**に分裂した
- ◆C3は他のクラスに比べ、**貧乏ゆすりの3軸合成加速度はかなり大き な分散特徴量をもつ傾向にある**ことがわかる

考察(怒鳴り行動の推定基準)

分散特徴量が

[4×10⁻⁵,8×10⁻⁵)の半開区間 にあるとき、<u>怒鳴り行動</u>であると し、右の**アルゴリズム**のように推 定していく

アルゴリズム 怒鳴り行動を検出する手続き

Input: 5秒間の3軸加速度信号 X,Y,Z

Output: 推定クラスC

1: 3軸加速度X,Y,Zから合成加速度Mを算出

2: 合成加速度Mから分散特徴量Vを算出

3: If Vが[4×10⁻⁵,8×10⁻⁵)の範囲内 then

4: 推定クラスC ←怒鳴り行動

5: else

6: 推定クラスC ←怒鳴り行動ではない

7: end If

8: return 推定クラスC

考察(推定器の検出性能)

	推定クラス	
実測クラス	怒鳴り	怒鳴り以外
怒鳴り	26	24
怒鳴り以外	0	150
適合率p	1.000	
再現率r	0.520	
F値f	0.684	

混同行列及び推定器の検出性能

怒鳴り行動であるとする分散特徴量を[4×10⁻⁵,8×10⁻⁵)にすることで、**適合率pが高くなる**ように推定器を作成できた

これにより、**怒鳴り行動でないものを怒鳴り行動と誤判定する要素をなくす**ことが出来る

結論

- ◆適合率pを高くすることによって、<mark>怒鳴り行動でないものを怒鳴り行動</mark>と誤判定する要素をなくすことが出来る
- ◆ 適合率pの値の高さだけを優先すると、**怒鳴り行動を半分取り漏らしてしまう**というデメリットも存在する(トレードオフ)
- ◆ 大きな怒鳴り声を抑制するという点において、適合率を高くするよう な設定下における推定器の作成は成功したといえる

今後の展望

- ◆パワーハラスメントを減少させることが出来るのか検証していく
- ◆本研究は加速度センサを用いた怒鳴り行動の検出の基礎研究であり、今後発話内容、身体動作、服装の種類及び被験者の数を増やしていく必要がある
- ◆最終的にはこれらの課題を解決した後、実際の労働環境で適用できるようなシステム作りを行っていきたい

参考文献

[1] 厚生労働省 雇用環境・均等局, パワーハラスメントの定義につい て(平成 30 年 10 月), https://www.mhlw.go.jp/content/ 11909500/000366276.pdf, 2023 年 1 月 23 日閲覧.

[2] 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀, センサ装着場所を考慮し た 3 軸加速度センサを用いた 姿勢推定手法, 情報

処理学会研究報 告, vol.54, pp.15-22, 2006.

[3] Z. He and L. Jin, Activity Recognition from Acceleration Data Based on Discrete Consine Transform and

SVM, 2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp. 5041–5044, 2009.

[4] A. M. Khan, Y. K. Lee, S. Y. Lee, T. S. Kim, A Triaxial Accelerometer-Based Physical-Activity Recognition via Augmented-Signal Features and a Hierarchical Recognizer, IEEE Transaction on Information Technology in — Biomedicine, Vol.14, No.5, pp.1166–1172, 2010.

参考文献

- [5] J. Lester, T. Choudhury, G. Borriello, A Practical Approach to Recognizing Physical Activities, International Conference on Pervasive Computing, pp.1–16, 2006.
- [6] P. Siirtola, P. Laurinen, J. Roning, H. Kinnunen, Efficient Accelerometer-Based Swimming Exercise Tracking, 2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining (CIDM), pp.156–161, 2011.
- [7] W. Choi, J. Oh, T. Park, S. Kang, M. Moon, U. Lee, I. Hwang, J. Song, Mobydick: An interactive multi-swimmer exergame, The 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems, pp.76–90, 2014.

参考文献

[8] U. Jensen, F. Prade, B. M. Eskofier, Classification of Kinematic Swimming Data with Emphasis on Resource Consumption,

2013 IEEE International Conference Body Sensor Networks

(BSN), pp.1-5, 2013.

[9] J. A. Ward, P. Lukowicz, G. Troster, and T. E. Starner, Activity Recognition of Assembly Tasks Using

Body-Worn Microphones and Accelerometers, IEEE Transaction on Pattern

Analysis and Machine Intelligence, Vol.28, No.10, pp. 1553-1567, 2006

[10] Acceleration sensor logger, https://apps.apple.com/app/id448070865, 2023 年 1 月 23 日閲覧.