

Kinect を用いた会話中の人の癖検出に関する基礎研究

The basic study of quantification of "habit" in a conversation using the Kinect sensors

小原 崇司 見澤 弘樹 彌富 仁
Takashi Obara Hiroki Misawa Hitoshi Iyatomi

法政大学大学院 理工学研究科 応用情報工学専攻
Applied Infomatics, Faculty of Science and Engineering, Hosei University

In this paper, we propose an automated habit detection system. We define a "habit" in this study is a motion that is significantly different from our common behaviors and observed repeatedly. Two volunteer subjects during their conversation are tracked by the Kinect v2 sensors and analyzed their motions. The proposed system determines the motions considered as a habit with principal component analysis (PCA) and wavelet multi-resolution analysis (MRA). In our experiments, we prepared a total of 124 movies (112 training data and 12 validation data), each of whose length is 300s. The proposed system attained habit detection performance of precision=44.4 % and recall=47.1 %

1. はじめに

コミュニケーションにおいて、ノンバーバルコミュニケーション (非言語コミュニケーション) が相手に与える情報は 65 % [1] と言われるほど大きく、言語以外の身振り手振りや視線、表情などが相手に与える印象には重要な意味を持っている。また、この無意識の部分において、多少なりとも誰もが、それぞれ特徴的な動作を持っている。これらのうち特に目立ち、かつ習慣的なものは一般的に“癖”としてみなされるが、自覚症状がない場合が多い。このため、もし相手に悪い印象を与える癖を持っていることがわかれば、それを減らす、あるいはそれを意識することで、コミュニケーションの改善につなげることが期待できると考えられる。

人の癖の定量化を目的とする先行研究として Kinect センサによる VDT (Visual Display Terminals) 作業中の姿勢の癖の検出及び改善 [2] や痙性斜頸患者の姿勢評価システムの開発 [3] などがある。これらの研究では人の癖の検出を客観的に行っているが、検出しているのは特定の動作だけであり、人によって多種多様に变化する癖を正確に定量化できているとは言えない。また見澤らの研究では会話中の癖を「一般の人がしない特異な動き」と定義している [4] がそもそも癖は繰り返される周期的な動きであるため、特異な動きというだけでは癖とは言い難い。

そこで本研究では「一般の人がしない特異な動き」かつ「繰り返される周期的な動き」を癖として定義し、会話中の被験者 2 人の動作を解析し、癖と考えられる動作の検出を試みた。

2. 癖検出システム

本システムは、Microsoft 社の Kinect センサー (ver.2) を用いて会話中の被験者それぞれの動きを取得し、得られた骨格情報を解析することで癖の検出を行う。以下に詳細を示す。

2.1 動画撮影と動画検出

- 対等関係にある被験者 2 人に、約 2.5 メートルに離れて向かい合って座ってもらい、フリートークを行ってもらった。
- Kinect センサの Skeleton 機能を用いて、各被験者の頭から手にかけて、表 1 に示す上半身計 19 カ所の骨格の 3

連絡先: iyatomi@hosei.ac.jp

次元座標 (x,y,z) を 5 分 (300 秒) ほど 5 フレーム/秒で抽出した。

- 取得した各部位の骨格の座標データに対し、フレーム間の差分を求め、その速度ベクトルを特徴量として使用した。

2.2 主成分分析による次元圧縮

予備実験により 3 次元の各座標の速度ベクトルデータを、主成分方向の 1 次元のデータに圧縮してもおよそ 4 割~7 割の情報量が保存されることが確認された (表 1)。このことから得られた骨格と顔の 3 次元座標に対し主成分分析を用い、1 次元へ次元圧縮を行った。

表 1: 撮影したデータに対しての第 1 主成分の寄与率

部位	寄与率 (%)	部位	寄与率 (%)
頭	71.5	脊柱 (下)	62.5
首	68.0	右親指	44.0
右肩	66.0	左親指	43.2
左肩	62.8	右手	48.7
右肘	48.4	左手	49.0
左肘	51.4	右指先	46.0
右手首	45.7	左指先	46.3
左手首	46.0	右腰	60.2
脊柱 (上)	70.0	左腰	64.7
脊柱 (中)	65.8		

2.3 多重解像度解析と平均動作モデル (AMM)

得られた各部位の動作の主成分方向への速度ベクトルを表す特徴量に対し、Doubachies の基底 [5] を用いた離散ウェーブレット変換を行い解析した。本研究では検出すべき人の動きの時間周期を考慮し、動作分析に使う窓関数の時間周期を 0.8 秒とした。身体の各部位の動きについて、0.8 秒周期のウェーブレット係数を算出し、事前に準備したモデル構築用の被験者データ (本実験では 112 例) を用いて一般的な人の挙動を表す Average Motion Model (AMM) を定義した。AMM はモデル構築用データのウェーブレット係数の集合である。評価する被験者の動きから得られたウェーブレット係数が、この AMM

から大きく離れた (AMM を構成するデータの平均 (μ) と標準偏差 (σ) を求め, $\mu \pm 2\sigma$ より離れた) 場合に, その動きは普通では見られない特異的な動作と判断し, 「癖候補」として検出した. 次に得られた癖候補の動作に対して, 周期的な動きの検証を行い, 25.6 - 51.2 秒区間の周期に対応する Lv.7 および 8 のウェーブレット係数を観察することにより周期的な動きのみを「癖」として検出した.

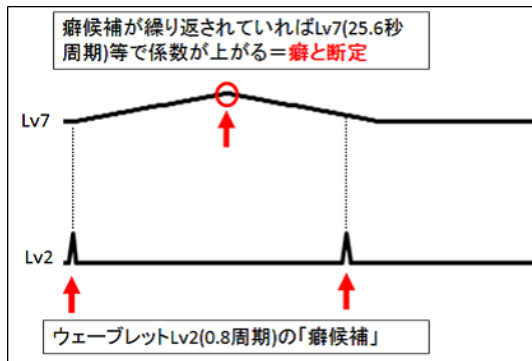


図 1: ウェーブレット変換による周期性検出システムの概要

3. 評価実験

3.1 実験条件と評価基準

本研究では, 上記の環境で撮影された 62 名の会話動画, 計 124 例のデータセットを使用した. そのうち, 112 例を AMM の作成に用いた残りの 12 例を評価データとして用いた. 評価のための「癖」の行動の gold standard については, 筆者が主観に基づき 17 件決定した. 癖は周期的に起こる動作であり, 1 つの癖についても複数回の動作が伴う. これら 17 種類の癖に関連する動きは計 93 動作であった.

評価基準には, 以下の *precision* (精度) と *recall* (再現度) を用いた.

$$precision = \frac{\text{正しく検出できた癖 (個)}}{\text{システムが検出した癖の回数}}$$

$$recall = \frac{\text{正しく検出できた癖 (種類)}}{\text{癖の回数 (17 種類)}}$$

3.2 実験結果と考察

以上の条件より実験を行った結果, 精度 44.4 % (システムが検出した周期性ありの癖 45 個のうち 20 個), 再現度 47.1 % (17 種類の癖のうち 8 種類) となった. 検出に成功した周期的な癖 (true positive) と検出システムが周期的な癖としてよく間違える挙動 (false positive) の例を図 2, 図 3 として示す.



図 2: 癖検出システムによる true positive の例



図 3: 癖検出システムによる false positive の例

動作としては膝にある右手を顔に近づけるということこれら 4 枚の画像はすべてウェーブレット Lv.2 の「癖候補」として検出している. True Positive (TP) の例では 2 回とも鼻を隠しており, 周期的な動作だが, False Positive (FP) の例では 1 回目の動作では髪をいじり, 2 回目の動作では鼻を隠している. このような 1 回目と 2 回目の動作の違いでの FP となった例が誤識別の 3~4 割を占めた. 理由としては主成分分析による第 1 主成分では顔に近づけるという動作は識別できても顔付近での微小な動作は識別できないためと考えられる. また, ウェーブレット係数が Lv.2, 7, 8 のそれぞれにおいて閾値を $\mu \pm 2\sigma$ と設定したが, この閾値についてより吟味して最適なパラメータを設定する必要がある.

4. まとめと今後の展望

本実験では周期的な動きとして癖の検出を試みたが, 精度・再現度としてはあまり良いとは言えない.

他の手法を用いて精度の向上を目指す場合, 「癖候補」に対してのどのようなアプローチをとるかが重要になる. 癖候補の動きには, 例えば常に 30 秒に 1 回同じ動きをする等の一定の周期になっていることが少ないためこれらを区別してそれぞれの癖として検出しなければならない. 本研究ではウェーブレット係数の Lv.7, Lv.8 の値により癖の検出を試みたが, 癖候補の動きをうまく区別することができなかった.

今後, より高精度な癖の検出システムの構築を目指して癖候補へのアプローチを考える必要がある.

参考文献

- [1] Albert Mehrabian, "Silent messages: Implicit communication of emotions and attitudes (2nd ed.)," 1981.
- [2] 菊岡 真理子, "行動の長期的結果提示による癖の矯正効果の検討", 情報処理学会インタラクシオン, pp695-700, 2012.
- [3] 中村 拓人, 西村 奈令大, 旭 雄士, 大山 彦光, 服部 信孝, 佐藤 未知, 梶本 裕之, "Kinect を用いた痙性斜頸患者の姿勢評価システムの開発", 第 18 回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集, pp491-494, 2013.
- [4] Hiroki Misawa, and Hitoshi Iyatomi, "Automated habit detection system: A feasibility study," ISVC, LNCS 9475, pp. 16-23, 2015.
- [5] Ingrid Daubechies, "The wavelet transform, time-frequency localization and signal analyze," IEEE Transaction on Information THEORY Vol36, No5, 1990.