

指描きによる疼痛の波形表現に対するオノマトペの推定手法

Estimation Method of Onomatopoeia for Pain represented as Waveform Drawn by a Finger

西原陽子^{1*} 羽鹿諒² 和氣紗也佳¹ 山西良典¹
Yoko Nishihara¹ Ryo Hajika² Sayaka Wake¹ Ryosuke Yamanishi¹

¹ 立命館大学情報理工学部

¹ College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

² Faculty of Engineering, the University of Auckland

Abstract: This paper proposes an estimation method of onomatopoeia for pain represented as waveform i.e., time series signal information. A pain is represented as a waveform drawn by a finger on a pressure-sensitive touch panel device. The waveform has time-series information in three-dimensions: a finger tip movement on a pressure-sensitive touch panel. The information about the frequency of the waveform is analyzed to obtain features to represent the waveform as a feature vector. Feature vectors are used to make a model of the relation between onomatopoeia and pain. The obtained model can be used for estimation of onomatopoeia. We conducted evaluation experiments and verified that the proposed method could estimate onomatopoeias partially.

1 はじめに

医療機関で治療やリハビリテーションを受ける際には、まず患者は医療従事者による問診を受ける。問診で患者が医療従事者に抱えている問題の内容、例えば疼痛の部位や感じ方、その程度を正確に伝えることができる、効果的な治療やリハビリテーションを受けることができると考えられる。

しかし、疼痛は経験した人にしか分からない主観的な情報である。疼痛の情報は大きく3つに分けられ、それぞれ部位、感じ方、程度がある。部位や程度に比べ、疼痛の感じ方を言葉のみで伝えることは難しく、語彙と表現力が必要となる。語彙が乏しい子供や、母語が異なる人は疼痛の感じ方を適切に伝えることが困難になる。実際に東日本大震災の際には、医療従事者と方言を話す患者さんの間でコミュニケーションが取りづらかった事例も報告されている [1]。したがって、疼痛の感じ方を言葉を介さずとも表現でき、それが言葉として理解できるような仕組みが求められている。

本研究では疼痛の感じ方を計量可能な信号情報に変換し、信号情報から対応するオノマトペを推定する試みについて報告する。具体的には、タッチパネルに指で描くことにより、疼痛の感じ方を信号情報として表現するインタフェースと、信号情報から対応するオノ

マトペを推定する手法を提案する。単純な図形の単純な動きにより対象の感情を表現可能なことは既存研究において示されている [4]。このことから感情と図形やその動きには関連があることになる。本研究では感情の代わりに疼痛の感じ方を扱い、図形の代わりに指描きの3次元の波形を扱う。疼痛の感じ方と3次元の波形の間には何らかの関連があると考えられ、その関連を提案手法を用いてモデル化する。

提案手法では入力された3次元の指描きの波形に対し、疼痛の感じ方に対応するオノマトペをラベリングする。医療者が自らの疼痛の感じ方について、事前にオノマトペと3次元の指描きの波形の対応表を作成できていれば、患者が入力する3次元の指描きの波形について自らのオノマトペとの対応づけが可能となり、疼痛の感じ方が把握しやすくなると考えられる。さらに、他の医療者と患者の情報について共有する際にも、オノマトペを介して行うことができるようになり、引き継ぎが行いやすくなると考えられる。加えて、患者自身も自らの疼痛の感じ方を表現する適切な方法をオノマトペを通じて学んでいくことができる。これらの理由から、本研究では指描きの3次元の波形とオノマトペを対応づける方法を提案する。

既存研究として、子供向けの痛みの程度を表現できる評価ツールが提案されている [6]。球体を基本とし、突起物が付属するツールであり、7種類のパーツで1つのツールとなる。パーツの中から痛みの程度を最も表

*連絡先: 立命館大学情報理工学部
草津市野路東 1-1-1
E-mail: nisihara@fc.ritsumeai.ac.jp

現するものを1つ選択することにより痛みの程度を表現する。本研究では疼痛の程度ではなく、疼痛の感じ方を推定する手法を提案する。疼痛の感じ方を推定し、その後、既存手法により痛みの程度を推定すると、疼痛の内容がより伝わりやすくなると考えられる。

オノマトペが与えられると各評価尺度に対し、痛みの質と量を定量的に提示する手法 [5] がある。既存研究ではオノマトペを元にし、疼痛の内容を推定するが、本研究では反対に、疼痛の感じ方が信号情報として与えられるとオノマトペを推定する手法を提案する。適切なオノマトペを思いつけなくとも、利用可能な手法になる可能性がある。

2 提案手法

疼痛の感じ方として3次元の指描きの波形が与えられると、疼痛の感じ方に対応するオノマトペを推定する手法を説明する。提案手法は入力のための装置として、感圧式のタッチパネルを用いる。ある疼痛の感じ方について、タッチパネル上に指で描くことにより指描きの3次元の時系列データを取得する。得られた指描きの3次元の時系列データを周波数分析し、特徴量のベクトルを作成する。機械学習を用いて、ベクトルをオノマトペのクラスに分類するモデルを作成する。疼痛の感じ方の新たな指描き表現が得られると、作成したモデルを用い、対応するオノマトペを推定することができる。

2.1 入力と入力装置

入力は、ある疼痛の感じ方に対する3次元の指描きの時系列データとする。3次元の指描きの時系列データとは、タッチパネル上の水平方向(X軸)、垂直方向(Y軸)、鉛直方向(圧力、Z軸)が一定時間ごとに取得されたデータとする。

提案手法では、入力装置として感圧式のタッチパネルを用いる。本稿ではデプスセンサが搭載されたiPhone8を入力装置とした。入力のためのインタフェースをSwiftを用いて作成した。インタフェースの画面を図1に示す。下半分の灰色の部分が指で描き、疼痛の感じ方を入力する部分になる。灰色の部分の横軸がX軸、縦軸がY軸、X-Y軸からなる平面の鉛直方向がZ軸となる。入力された3次元の指描きの時系列データを上半分のグラフ部分に表示する。インタフェースで入力する様子と、得られた指描きの波形(ジンジン、X-Y平面のみ)の例を図2と図3に示す。計測時間は最大10秒、計測周波数は60Hzとした。計測された3次元の指描きの時系列データはcsvファイルとして保存される。

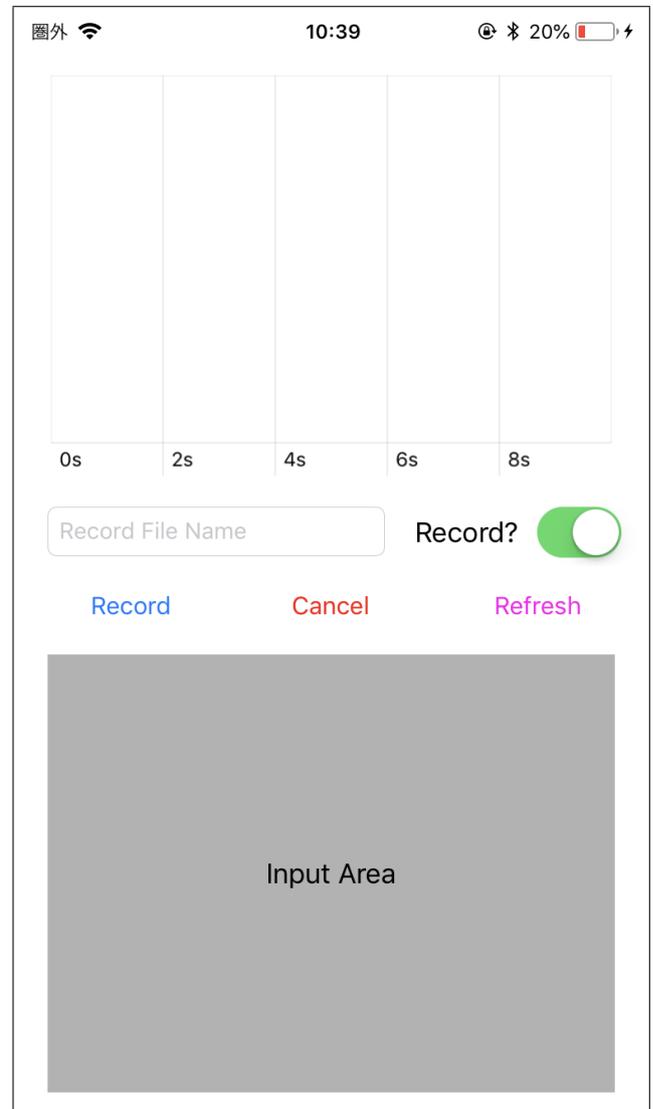


図1: 作成した入力インタフェース。下半分の灰色の部分が指で描いて疼痛の感じ方を入力する部分。入力された3次元の指描きの時系列データを上半分のグラフ部分に表示する。

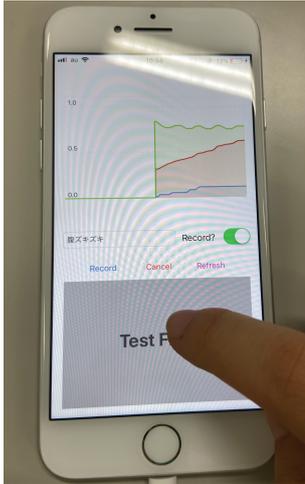


図 2: インタフェースで指描きの波形を入力をする例.

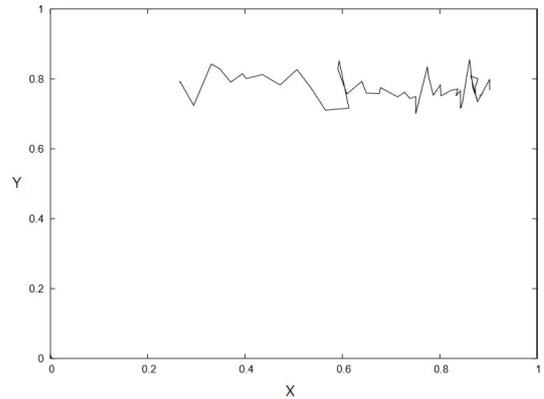


図 3: インタフェースで入力された指描きの波形の例. オノマトペはジンジン (X-Y 平面のみ). 左から右へ描かれた.

2.2 指描きの時系列データの周波数分析

指描きの 3 次元の時系列データの周波数分析を行い、機械学習に与える特徴量のベクトルを作成する. X 軸, Y 軸, Z 軸の 3 つの軸に対して得られた指描きの時系列データに対し, フーリエ変換を行う. フーリエ変換により得られたパワースペクトルの包絡に対し, 近似曲線を求め, 近似曲線の係数を特徴量として採用する. フーリエ変換には式 (1) を用いる.

$$F(t) = \sum_{x=0}^{N-1} f(x)e^{-i\frac{2\pi tx}{N}}$$

$$= \sum_{x=0}^{N-1} f(x)\left(\cos\frac{2\pi tx}{N} - i\sin\frac{2\pi tx}{N}\right), \quad (1)$$

ただし, N はデータの個数であり, 本稿では $N = 512$ とした.

続いて, X 軸, Y 軸, Z 軸のパワースペクトルの包絡に対し, 式 (2) により表現される近似曲線を求める.

$$y = ax^6 + bx^5 + cx^4 + dx^3 + ex^2 + fx + g. \quad (2)$$

式 (2) での x は周波数, y はパワーとする.

式 (2) により各軸に対し, a から g までの 7 つの係数が得られる. 得られる係数を順に並べ, 式 (3) により指描きの波形を表現する特徴ベクトル v を得る.

$$v = [x_a, x_b, x_c, x_d, x_f, x_g, y_a, y_b, y_c, y_d, y_e, y_f, y_g, z_a, z_b, z_c, z_d, z_e, z_f, z_g], \quad (3)$$

ただし, X 軸に対する特徴量を $x_a, x_b, x_c, x_d, x_e, x_f, x_g$, Y 軸に対する特徴量を $y_a, y_b, y_c, y_d, y_e, y_f, y_g$, Z 軸に対する特徴量を $z_a, z_b, z_c, z_d, z_e, z_f, z_g$ とする. 特徴ベクトル v の次元数は 21 次元 ($= 7 \times 3$) となる.

2.3 オノマトペの推定モデルの作成

式 (3) により表現される特徴ベクトルにオノマトペの種類を示すラベルを付与し, 合計 22 次元のベクトルを作成する. 機械学習によりベクトルをオノマトペのクラスに分類するモデル, つまりオノマトペの推定モデルを作成する. 本稿では, オノマトペの推定モデルの作成には, 多クラス分類をするサポートベクタマシンを用いた.

3 評価実験

提案手法によるオノマトペの推定精度を評価した.

3.1 実験手順

1. 実験者は被験者に疼痛の部位と疼痛の感じ方としてオノマトペを指定する. 被験者は疼痛を想像しながら, インタフェースで指描きの波形を入力する.
2. 実験者は入力された指描きの 3 次元の波形のデータを用い, オノマトペを分類するモデルを作成する.
3. 実験者はオノマトペの推定モデルの精度を評価する.

表 1: 3 種類のオノマトペに対する推定により得られた混合行列. 上段が提案手法, 下段が比較手法.

提案手法	ジンジン	ズキズキ	チクチク
ジンジン	17	4	6
ズキズキ	19	3	5
チクチク	6	0	21
比較手法	ジンジン	ズキズキ	チクチク
ジンジン	20	2	5
ズキズキ	19	2	6
チクチク	6	1	20

被験者は立命館大学に所属する学生 20 名であった. 年齢は 20 歳から 27 歳, 男性 14 名, 女性 6 名であった.

指定する疼痛の部位とオノマトペは既存研究 [2, 3] を参考にし用意した. 部位ごとに頻繁に用いられるオノマトペは異なるが, 「ジンジン」「ズキズキ」「チクチク」はどの部位であっても頻繁に用いられる. このため, この 3 種類を採用した. 部位については被験者が経験したことが多いと考えられる頭, 腹, 脚とした. 獲得した疼痛の種類は 9 種類 (=3 オノマトペ × 3 部位) になった. 獲得した疼痛のデータ数は 1 種類につき 9 件であった. それぞれ異なる被験者から獲得し, データは合計で 81 件となった.

推定精度を比較するために, 計測周波数を 10Hz に落とした手法を用意した. 以下, この手法を比較手法と呼ぶ.

推定精度を評価するために 2 種類の観点を用意した.

- 3 種類のオノマトペの分類
3 種類のオノマトペを分類できるかを評価した.
- 2 種類のオノマトペの分類
ジンジン vs チクチク, ズキズキ vs チクチク, ジンジン vs ズキズキという 2 種類ずつでオノマトペを分類できるかを評価した.

それぞれ混合行列を作成し, 正しく推定された割合を算出し, 精度とした. 精度を提案手法と比較手法の間で比較した. 提案手法, 比較手法でモデルを作成し, テストを行う際は, 1-out-leave で行った.

3.2 実験結果

3 種類のオノマトペの分類における混合行列を表 1 に示す. 3 種類のオノマトペの分類における精度は, 提案手法が 50.6%, 比較手法が 51.9%となった.

2 種類のオノマトペの分類における混合行列を表 2, 表 3, 表 4 に示す. 2 種類のオノマトペの分類における精度は, 提案手法が 65.4%, 比較手法が 68.5%となった.

表 2: ジンジン vs チクチクに対する推定により得られた混合行列. 上段が提案手法, 下段が比較手法.

提案手法	ジンジン	チクチク
ジンジン	21	6
チクチク	6	21
比較手法	ジンジン	チクチク
ジンジン	22	5
チクチク	7	20

表 3: ズキズキ vs チクチクに対する推定により得られた混合行列. 上段が提案手法, 下段が比較手法.

提案手法	ズキズキ	チクチク
ズキズキ	22	5
チクチク	6	21
比較手法	ズキズキ	チクチク
ズキズキ	21	6
チクチク	7	20

3.3 考察

3 種類のオノマトペの分類について考察する. 3 種類のオノマトペの分類における精度は, 提案手法が 50.6%であった. チャンスレベルが 33.3% (= 1/3) であり, チャンスレベルよりも 17.3%高い精度が得られた. このことから, 提案手法によりオノマトペの推定が可能ながことが示された.

3 種類のオノマトペの分類における精度は, 比較手法が 51.9%となった. 比較手法の方が 1.3%高かったが, 2 つの手法の間に推定精度の大きな差はないと考えられる. 提案手法の方が計測周波数が高いため, より詳細な計測が可能となっている. しかし, 精度に大きな差が出なかったため, 学習のさせ方に課題があると考えられる.

2 種類のオノマトペの分類について考察する. ジンジン vs チクチクの分類精度は提案手法と比較手法は同じで, 77.7%であった. ズキズキ vs チクチクの分類精度は提案手法が 79.6%で, 比較手法は 75.9%であった. これに対し, ジンジン vs ズキズキの分類精度は提案手法が 38.8%, 比較手法が 51.8%であった.

ジンジンとズキズキの分類精度が, 他 2 種類の分類 (ジンジン vs チクチク, ズキズキ vs チクチク) よりも低くなった. 27 個のズキズキのデータのうち, 23 個がジンジンと推定された. ジンジンとズキズキの違いは被験者自身もあまり分からないという意見や, 痛みが似ているという意見があった. いずれの疼痛表現も画

表 4: ジンジン vs ズキズキに対する推定により得られた混合行列。上段が提案手法，下段が比較手法。

提案手法	ジンジン	ズキズキ
ジンジン	17	10
ズキズキ	23	4
比較手法	ジンジン	ズキズキ
ジンジン	20	7
ズキズキ	19	8

面に波を描くように入力されることが多かった。ジンジンとズキズキの波形表現が類似していたため、分類の精度が低くなったと考えられる。

一方で、チクチクの入力のされ方は、画面から何度も指を離してタッチするような入力の仕方であり、他の2つのオノマトペとは異なっていた。波形の形に特徴があったために、チクチクと他のオノマトペを分類する精度は高くなったと考えられる。

4 おわりに

本研究では疼痛の感じ方を計量可能な信号情報に変換し、信号情報から対応するオノマトペを推定する手法を提案した。ある疼痛について、感圧式のタッチパネルを利用し、指で描くことにより3次元(X軸, Y軸, 圧力)の指描きの時系列データを取得する。これを周波数分析して得られた特徴パラメータをベクトルとして獲得し、波形表現を介し、疼痛の感じ方に対応するオノマトペとの関係をモデル化する。

評価実験では、3種類のオノマトペ(ジンジン, ズキズキ, チクチク)に対する指描きの3次元の時系列データを獲得し、時系列データから疼痛の感じ方に対応するオノマトペを推定する精度を評価した。提案手法の分類精度の平均は50.6%であり、ランダムに推定する場合の33.3%(=1/3種類)よりも17.3%高かった。評価実験の結果より、提案手法が指描きの波形に対応するオノマトペの推定を一部可能にすることが確認された。

今後の課題は推定精度の向上、およびインタフェースの改善があげられる。推定精度の向上のために、波形を表現するベクトルを改良し、モデル化に用いる手法の再検討を行う。インタフェースの改善のために、ユーザが波形を入力する領域を広くとるように、オブジェクトの配置を見直す。また、疼痛を感じる部分と疼痛の感じ方を関連づけて入力することで、より現実に近いデータが入力される可能性がある。そこで、インタフェース上に体のモデル図や、実際のユーザの体のパー

ツを撮影した画像を示すなどし、疼痛の感じ方の入力のされ方の違いを考察し、インタフェースの改善に役立てる。

参考文献

- [1] 岩城裕之, 災害時に見る医療と地域の「問題」—医療者と住民の円滑なコミュニケーションのため—, 日本ヘルスコミュニケーション学会雑誌, Vol.6, No.1, pp.6–9, 2015.
- [2] 楠見孝, 中本敬子, 子安増生, 痛みの比喻表現の身体感覚と認知の構造, 心理学研究, Vol.80, No.6, pp.467–475, 2010.
- [3] オノマトグラム: メディカルオノマトペ, <http://onomatopelabo.jp/medical/gram/index.html> (2020年2月12日アクセス確認).
- [4] 富川道彦, 尾田政臣, 単純な動きを示す対象図形の感情推定, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.33, No.17, pp.1–4, 2009.
- [5] 上田祐也, 清水祐一郎, 坂口明, 坂本真樹, オノマトペで表される痛みの可視化, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.18, No.4, pp.455–463, 2013.
- [6] 山下利之, 近藤真悟, 岡崎章, 小児看護におけるプレパレーションのための痛み評価ツールの開発, 人間工学, Vol.51, No.6, pp.435–440, 2015.