ポイ捨てごみ情報収集システムにおける参加モチベーション向上に向けた音フィードバックの比較

立花 巧樹[1]　呉 健朗[2]　松田 裕貴[1]　諏訪 博彦[1]　安本 慶一[1]

概要：社会問題に発展しているごみのポイ捨てを未然防止する都市デザイン的アプローチを支援するためには，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集することが必要である．その手法として我々は，カメラ搭載型トングを用いて，ごみを拾うだけで，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集するシステムを提案してきた．しかし，本研究の利用はイベントのような，利用者がその場限りに集まって使用することを前提としており，ユーザの日常生活中にも本研究を継続的に使用してもらう必要があるが，これを促す仕組みは現在存在しない．この状況を鑑みて，トングでごみを拾うたびに音をフィードバックすることで，ユーザのごみ拾いに対するモチベーションを維持する方法を検討している．本稿では，トングでごみを拾った際に利用するフィードバックの音を複数種類用意し，ユーザがトングを用いてごみ拾いに対するモチベーションが向上させる際に適切な音を明らかにする比較実験を行った．実験の結果，トングでごみを拾った際に，言語フィードバックを行うことで，ユーザのモチベーションが維持しやすくなることが明らかになった．

Comparison of Sound Feedback to Motivate Participation in Litter Data Collection System

KOKI TACHIBANA[1]　KENRO GO[2]　YUKI MATSUDA[1]　HIROHIKO SUWA[1]　KEIICHI YASUMOTO[1]

1. はじめに

ごみのポイ捨ては社会問題に発展している．Maria らによると，世界では，年間 6 兆本ものタバコが消費されているが，そのうち 4.5 兆本はポイ捨てされている [1]．また，世界経済フォーラムは，2015 年にタバコを含む 910 万トンのプラスチックごみが流出したという調査結果を発表した [2]．これにより，海洋汚染や海洋生物の殺傷などの問題が生じている．このような問題を防ぐために，ポイ捨てが多く行われる場所を特定し，効率的にごみ箱を配置するような試みが行われている．例えば，ごみを拾った人が，ごみを撮影して位置情報と共にアップロードすることで，ごみの種別・位置情報を収集できるピリカというサービスが存在する [3]．我々も，ごみを拾うだけで，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集可能なトングを提案してきた [4]．このシステムでは，トングの先端に内視鏡カメラが取り付られており，トングでごみを掴む動作を行っているかの判定を常に行っている．トングでごみを掴む動作を行うと，内視鏡カメラの映像を通し，トングで何の種類のごみを掴んだかを画像認識で推定する．この推定結果と位置情報を結びつけ，ごみを拾うだけで，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集できるようにしている．我々は，研究の社会実装に向け，実際にボランティアの方々の協力のもと多くのイベントを開催している [5]．しかし，我々の目的であるごみ問題の解決のためには，イベント開催日以外のユーザの日常生活中にも本研究を継続的に使用してもらう必要があるが，これを促す仕組みは現在存在しない．このため本研究では，ユーザが日常生活中にも我々の先行研究によるトングを利用してごみ拾いを行うモチベーションを維持できるようにすることを目的とする．

我々は，ユーザがごみを掴み袋にごみを入れるという短調作業を繰り返すたびに，ユーザに達成感を与えることができればモチベーションを維持できると考えた．この考えを元に，トングでごみを拾うたびに音をフィードバックす

1　奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
2　日本大学
Nihon University

ることを検討する．音をフィードバックすることで，ユーザのモチベーションが向上することは文献 [6] からわかっている．音のフィードバックとしては，効果音，褒め言葉，推定結果の音声出力など様々な方法が考えられる．本稿では，トングでごみを拾った際に出力する音を複数用意し，ユーザがトングを用いてごみ拾いに対するモチベーションが向上させる際に適切な音を明らかにする比較実験を行ったことについて報告する．

2. 関連研究

ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例について 2.1 節，自動で収集する事例について 2.2 節にて述べる．

2.1 ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例

ごみの種別・位置情報を手動で収集する事例として [7], [8] がある．井上ら [7] は，釜口水門から横川川合流点までの天竜川上流 11.5 km の河岸において，漂着ごみの量，種類を手動で収集しながら調査し，漂着ごみの分布および岸形状との関係を考察した．高橋ら [8] は，計測者が手動でタバコの位置情報を地図上にプロットし，タバコの種別・位置情報の収集を手動で行っている．その結果，タバコの多い場所に対して，灰皿を設置してポイ捨て削減を狙うなどのタバコのポイ捨ての防止対策に関する具体的方策を提案している．

しかし，これらの手法では，ごみ拾いをしている人が，一つ一つのごみに対し手動で収集するため，手間がかかるという問題が存在する．したがって，ごみの種別・位置情報を自動で検出することが必要である．

2.2 ごみの種別・位置情報を自動で収集する事例

ここでは，ごみの種別・位置情報を自動で収集する事例 [3], [9], [10] を紹介する．

植田ら [9] は，定点ビデオカメラによるポイ捨て位置の情報やポイ捨てしている人の特徴を収集する方法を提案している．しかし，この手法は，カメラが設置してある場所でしかごみ情報を収集できないため，網羅的に情報収集することができないという問題が存在する．また，多くの場所にカメラを設置している環境があったとしても，多くのコストがかかることが考えられる．ピリカ社は，スマホを用いた「ポイ捨てごみ」や「歩きたばこ」の分布や深刻さを調査するサービスである，タカノメ [10] を提供している．このサービスでは，計測者がスマホで道に落ちているごみを撮影すると，システムは，動画に写ったごみの種類や数量，位置情報などを解析し，地図上にプロットするという仕組みが導入されている．しかし，この方法では，データ計測者がスマホで道路を撮影しながら歩くという動作が必要であることと，それ故に調査範囲に応じた費用が生じることから，データ収集の持続可能性が低いと考えられる．これに対し，ごみを拾う人からデータを収集する「ユーザ参加型センシング [11], [12]」のアプローチであれば，センサなどの設置コストがかかることなく，ごみの種別・位置情報を網羅的に収集できる可能性がある．ピリカ社は，別サービスとして世界 100 ヶ国以上で利用されているごみ拾いボランティア SNS アプリケーションのピリカ [3] を提供している．このアプリでは，ユーザは自身が拾ったごみを撮影し，位置情報と共にアップロードすることができるというものである．この方法では，拾ったごみをスマートフォンのカメラで撮影しなければならないため，利用ユーザの負担は少なくない．対策として，同サービスではユーザの継続的な参加を促すために，自身の拾ったごみの量とエリアで拾われた総量の対比の導入や，他者からの「いいね」を受け取れる機能などといった非金銭的なインセンティブ [13] を導入している．しかしながら，ユーザの多くはごみ拾いが終わった後に「今日の成果」として袋にまとめられたごみの写真を投稿しているケースが多く，そのままでは本研究で取り扱いたいごみが落ちている場所の特定は難しいと考えられる．仮にごみが落ちている地点での個別の撮影を依頼するとなると，利用ユーザの負担が今以上に増大することが想定され，十分なデータを収集することができないという問題が発生する危険がある．

3. 研究課題

ごみのポイ捨ては，海洋汚染や海洋生物の殺傷などにつながる行為であり，社会問題に発展している．このような問題を防ぐために，ポイ捨てが多く行われる場所を特定し，効率的にごみ箱を配置するような試みが行われている．しかし，どのようなごみがどのような場所でポイ捨てされてしまっているのかを把握することは人的コストが高く，世界中のすべてのごみのポイ捨て情報を網羅的に収集することは困難である．このことから，我々はカメラ搭載型トングでごみを拾うだけで，ごみの種別と位置情報を推定するシステムの提案を行った [4]．また，本システムの社会実装に向け，イベントを開催し，情報収集活動を行っている [5]．今後この試みを推進するためには，イベント以外でもユーザに本研究を継続的に利用してもらう必要がある．例えば，上述のようなイベントの開催は開催のためのコストが低かったり，地域が限定されてしまったりする問題がある．あるいは，イベントは特定の期間の開催にとどまり，日々行われているごみのポイ捨ての情報を更新し続けることが困難である．このように，ユーザが日常生活中にも我々の提案システムを利用してもらうことが重要であるが，利用を促す仕組みは現在存在しない．以上のことから，本研究では，ユーザが日常生活中にも我々の先行研究によるトングを利用してごみ拾いを行うモチベーションを維持できるようにすることを研究課題とする．

4. 実装

研究課題の達成に向け，ユーザのモチベーション向上方法を検討する．トングでごみを拾うタスクは，トングでごみを掴み，袋に入れるという単純な作業の繰り返しである．このため，このような短調作業を繰り返すタスクにおいてユーザに達成感を与えることができればモチベーションを維持できると考えた．この考えを元に，トングでごみを拾うたびに音をフィードバックすることを検討している．本章では先行研究 [4] のモデルごみの識別精度向上のための改良と，この音のフィードバックを取り入れるために行った実装について述べる．

先行研究 [4] の提案では，MobileNet-v1 [14] でモデル構築を行い，構築したモデルを用いて，スマートフォン内でリアルタイムにごみの種別を推定した．しかし，[4] の手法では，イベント [5] で実際に運用した際に，ごみの分類精度が低いという問題が生じた．そのため本稿では，ごみの種別分類モデルの実装を変更した．変更した実装の全体像を**図 1** に示す．本実装では，スマートフォン内とサーバー側の 2 つに画像認識モデルを用意する．スマートフォン内の画像認識モデルは，MobileNet-v2 [15] を採用した．スマートフォンでは，「ごみを掴んでいる」，「ごみを掴んでない」かの 2 値分類をリアルタイムで推定する．フレームレートは 0.1 秒と設定した．画像認識モデルが「ごみを掴んでいる」という推定結果を 5 回連続出力した場合 (0.5 秒間ごみを掴んでいるとシステムが認識した場合)，システムが内視鏡カメラの画像をサーバーに送信する．サーバー側では，送信された画像から，「缶」，「紙類」，「ペットボトル」，「プラスチック」，「タバコ」の計 5 種類を分類するモデルを構築した．本稿では，サーバー側でのモデルのアーキテクチャーとして，画像認識タスクとして多く利用されている Resnet50 [16] を採用した．以上の流れで，ごみの種別認識を行った．

音のフィードバックのタイミングとしては，ユーザがトングでごみを掴んだ際と，ごみを袋に入れる際が考えられる．本稿では，タスクを達成した際に報酬を与えるという設計にすることで，ユーザのモチベーションを向上させることができると仮定し，ごみを掴んだ際にフィードバックを行う方式を採用した．具体的には，スマートフォン内の画像認識モデルが「ごみを掴んでいる」という推定結果を 5 回連続出力した場合，システムがごみを掴んでいることを認識する．次に，ごみ袋にごみを入れる際に，トングで掴んだごみを離すため，スマートフォン内の画像認識モデルは「ごみを掴んでいない」という出力に切り替わる．そのタイミングで，ユーザに音のフィードバックを行う．

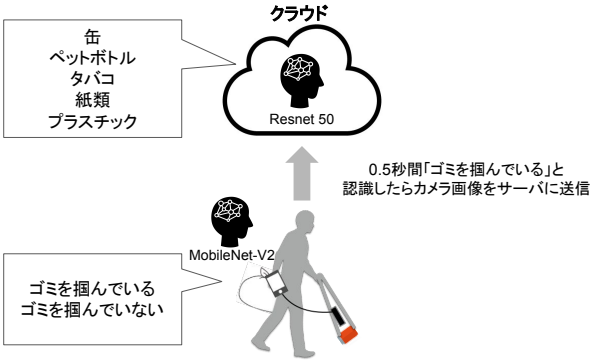

図 1 提案システムの全体像

5. 実験

5.1 実験目的

実験では，トングでごみを拾った際に音フィードバックを行うことで，ユーザがトングを用いたごみ拾いに対するモチベーションが向上するか検証を行う．加えて，モチベーション向上に関連する，楽しさや達成感が向上するか，進捗状況が明確化するかの検証を行う．また，本システムに導入する際に考慮すべき要素である，音フィードバックに対する聞き取りやすさや恥ずかしさについても検証を行う．

検証にあたり，ユーザに行う音のフィードバックの種類は多種多様に考えられる．音フィードバックは，非言語フィードバックと言語フィードバックに大別することができる．言語フィードバックは具体的な情報を伝えることができ，達成目標や進捗状況を明確にするため，モチベーション維持に効果的であるとされている [17]． 同様に，非言語フィードバックは，感情や態度を伝えることができ，ユーザの自己効力感や自信を向上させるため，モチベーション維持に効果的であるとされている [17]．したがって，言語フィードバックと非言語フィードバックのどちらがモチベーション維持に効果的であるかは，状況や環境によって異なると思われる．また，両手法を組み合わせることで，相互補完的にモチベーション維持に効果を発揮する可能性があるとされている．よって本稿では，フィードバックなし，言語フィードバック，非言語フィードバック，非言語・言語フィードバックの 4 手法を用意し，どのフィードバックがユーザのモチベーション維持に効果的であるかを比較検証する．具体的に実験で使用した手法を下記に示す．

手法 1: 音のフィードバックなし 提案手法との比較のため，音のフィードバックを行わなかった．

手法 2: 非言語フィードバック 10 段階の音階を出力とするフィードバックとした. 具体的には，ド (262Hz)・ド#(277Hz)・レ (293Hz)・ミ (330Hz)・ファ (349Hz)・ソ (392Hz)・ラ (415Hz)・ラ#(440Hz)・シ (494Hz)・ド (523Hz) の 10 段階の音階とした．ユーザがごみを

音階が上がり，10 回区切りごとに，初めのド (262Hz) に戻る設計とした．

手法 3: 言語フィードバック　ユーザが拾った数の合計を AI が教えてくれるフィードバックとした.AI の音声は Open JTalk [18] を採用した．

手法 4: 非言語・言語フィードバック　手法 3 と同様に，ユーザが拾った数の合計を AI が教えてくれるフィードバックとした.AI の音声は Open JTalk [18] を採用した．システムがごみ数のフィードバックする際に，10 段階で音のピッチを変更した．具体的には，ごみを 1 個，2 個，3 個...10 個と拾う際に，ピッチは 0,1,2...9 と変動する．ピッチは 10 回区切りに 0 に戻る設計とした．

5.2　実験条件・手順

実験協力者は，20 代の大学生 10 人（男性 7 人，女性 3 人）である．実験は奈良公園・日本大学文理学部周辺でそれぞれ 6 人（男性 5 人，女性 1 人）・4 人（男性 2 人，女性 2 人）に分かれて実験を行った．奈良公園での実験風景を**図 2** に示す．はじめに，実験者は各実験協力者に手法の順序を伝える．手法の順番は，順序効果を相殺するためにランダムとした（例：1 回目は手法 1，2 回目は手法 4，3 回目は手法 3，4 回目は手法 2）．次に，実験協力者は専用のアプリケーションを起動し，1 回目の手法番号を選択する．その後，ごみ拾いを 15 分間行い，アンケートに回答する．アンケート回答後，2 回目の手法番号を選択し，同様に 15 分間ごみ拾いを行う．これを計 4 回繰り返し行い，最後に各手法に関するインタビューを行った．アンケートの質問内容は以下である．アンケートの回答方法は 5 段階のリッカート尺度（5: とても当てはまる，4: 当てはまる，3: どちらでもない，2: 当てはまらない，1: 全く当てはまらない）とした．

Q1.　システムのフィードバックは聞き取りやすいと感じましたか？

Q2.　ごみ拾いを楽しいと感じましたか？

Q3.　ごみ拾いで達成感を感じましたか？

Q4.　ごみ拾いで進捗状況を明確に感じましたか？

Q5.　システムを利用することでごみ拾いのモチベーションを維持できると感じましたか？

Q6.　システムを利用することで恥ずかしいと感じましたか？

また，実験協力者に以下の制約条件を設けた．

制約 1　安全第一であること．

制約 2　怪我の恐れがあるため，危険なごみは拾わないこと．

制約 3　ごみ拾い中に他の実験協力者と遭遇しても，一緒に行動しないこと．

図 2　実験風景

表 1　各手法に対する回答結果の平均値 （N=10）

フィードバック種類	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6
手法 1（音なし）	-	2.7	2.9	1.7	2.2	1.8
手法 2（非言語）	3.8	3.3	3.2	2.6	2.6	1.9
手法 3（言語）	4.3	3.6	4.0	4.4	3.8	3.0
手法 4（非言語・言語）	4.5	4.0	4.1	4.5	3.8	3.3

制約 4　拾うごみの量にノルマはないこと．

制約 5　音がならない手法があること．

制約 6　誤作動は無視すること．

5.3　結果・考察

実験協力者の Q1〜Q6 への回答の分布を**図 3〜8** に，各手法に対する回答結果の平均値を**表 1** に示す．また，Q1〜Q6 の質問の回答に対してそれぞれ有意水準 5%の一元配置分散分析を行った結果を**表 2** に示す．得られた検定の結果をもとに各質問の回答結果に関する考察を行う．

Q1 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差は確認されなかった（$p = 0.052$）．ここから，手法ごとの音の音量や周りの音声による，音の聞こえやすさに関する外因を抑えて検証を行えていると考えられる．

Q2 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差が確認された（$p = 0.007$）．次に bonferroni 法を用いて多重比較を行ったところ，手法 1 と手法 4 間で有意差が確認された．ここから，ユーザがトングでごみを拾うタスクにおいては，音のフィードバックのうち，言語フィードバックを行うことでユーザが楽しみやすくなる効果が得られると考えられる．

Q3 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差が確認された（$p = 0.004$）．次に bonferroni 法を用いて多重比較を行ったところ，手法 1 と手法 3 間，手法 1 と手法 4 間で有意差が確認された．ここから，ユーザがトングでごみを拾うタスクにおいては，音のフィードバックのうち，言語フィードバックを行うことでユーザが

表 2　各手法に対する検定の結果（N=10）

質問番号	一元配置分散分析（対応あり）	多重比較					
		手法 1 vs 2	手法 1 vs 3	手法 1 vs 4	手法 2 vs 3	手法 2 vs 4	手法 3 vs 4
Q1	0.052	-	-	-	-	-	-
Q2	0.007*	0.556	0.087	0.005*	1.000	0.312	1.000
Q3	0.004*	1.000	0.024*	0.012*	0.181	0.095	1.000
Q4	0.001*	0.024*	0.001*	0.001*	0.001*	0.001*	1.000
Q5	0.001*	1.000	0.002*	0.002*	0.026*	0.026*	1.000
Q6	0.002*	1.000	0.051	0.009*	0.089	0.016*	1.000

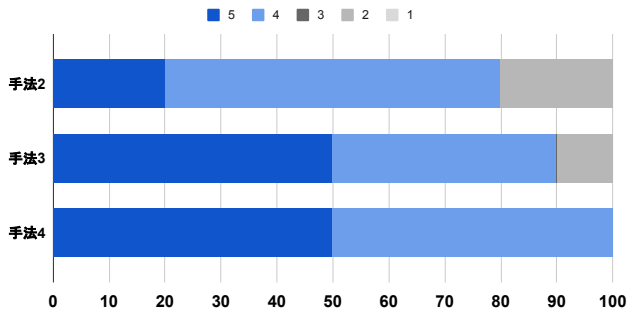

図 3　Q1: システムのフィードバックは聞き取りやすいと感じましたか？（N=10）

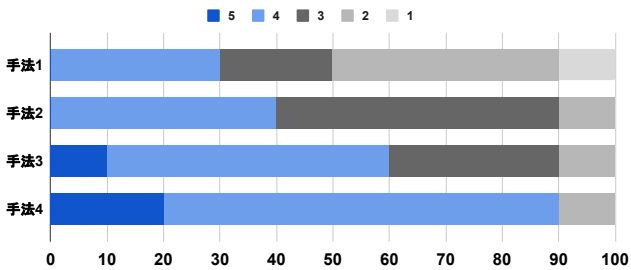

図 4　Q2: ごみ拾いを楽しいと感じましたか？（N=10）

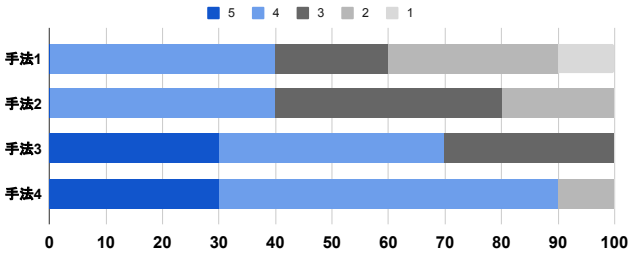

図 5　Q3: ごみ拾いで達成感を感じましたか？（N=10）

達成感を感じやすくなる効果が得られると考えられる．

Q4 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差は確認された（$p = 0.001$）．次に bonferroni 法を用いて多重比較を行ったところ，手法 1 と手法 2 間，手法 1 と手法 3 間，手法 1 と手法 4 間，手法 2 と手法 3 間，手法 2 と手法 4 間で有意差が確認された．ここから，進捗状況の分かりやすさの観点では言語フィードバックを行うことが好ましいと考えられる．

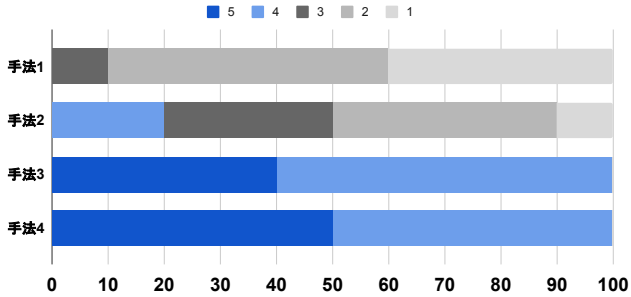

図 6　Q4: ごみ拾いで進捗状況を明確に感じましたか？（N=10）

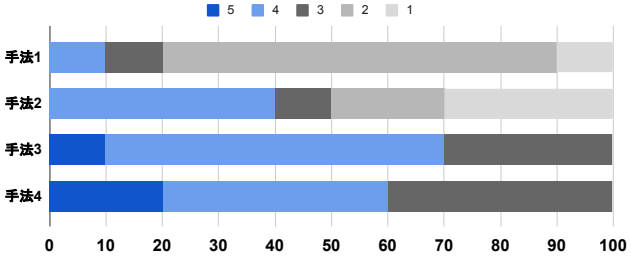

図 7　Q5: システムを利用することでごみ拾いのモチベーションを維持できると感じましたか？（N=10）

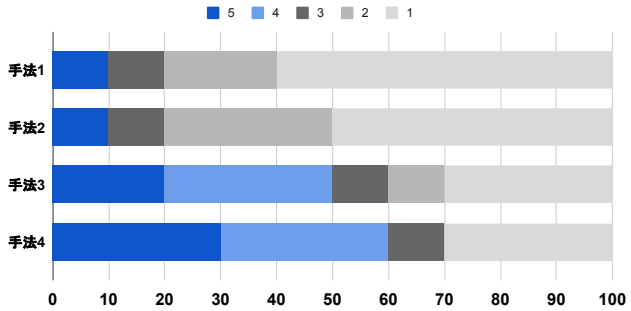

図 8　Q6: システムを利用することで恥ずかしいと感じましたか？（N=10）

Q5 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差が確認された（$p = 0.001$）．次に bonferroni 法を用いて多重比較を行ったところ，手法 1 と手法 3 間，手法 1 と手法 4 間，手法 2 と手法 3 間，手法 2 と手法 4 間で有意差が確認された．このことから，ユーザがトングでごみを拾うタスクにおいては，音のフィードバックのうち，

言語フィードバックを行うことでユーザがモチベーションを維持しやすくなると考えられる．

Q6 の結果に対し，対応ありの一元配置分散分析を行ったところ，有意差が確認された（$p = 0.002$）．次に bonferroni 法を用いて多重比較を行ったところ，手法 1 と手法 4 間，手法 2 と手法 4 間で有意差が確認された．このことから，手法 4 のような抑揚がついた言語フィードバックによって，ユーザが恥ずかしさを感じやすくなることがわかる．一方表 1 の Q2-Q5 の結果から，手法 4 の平均値が最も高いとわかる．したがって，手法 4 のフィードバックを本システムに組み込むことを検討しているが，その際にユーザが恥ずかしさを感じない方法について継続して検討を続ける必要がある．

6. おわりに

本稿では，トングでものを拾った際に流す音を複数用意し，ユーザがトングを用いてごみ拾いに対するモチベーションが向上させる際に適切な音を明らかにする比較実験を行ったものである．検証の結果，トングでごみを拾った際に，言語フィードバックを行うことで，ごみ拾いに対するモチベーションが向上することが確認された．今後は，検証と実装の観点でそれぞれ継続して研究を続けていく．検証の観点について，本実験は 1 日の間に短時間ごみ拾いを行ってもらった際の検証にとどまっている．このため，複数日間，本提案を用いた場合のモチベーションについても検証を続ける必要がある．実装の観点では，ユーザのごみ拾い中の恥ずかしさを低減しつつ，モチベーションを維持できるような言語フィードバックの検討を行っていく．

参考文献

[1] Maria Araújo and Monica Costa. A critical review of the issue of cigarette butt pollution in coastal environments. *Environmental Research*, Vol. 172, pp. 137–149, 2019.

[2] The World Economic Forum. The new plastics economy rethinking the future of plastics. `http://www3.weforum.org/docs/WEF_The_New_Plastics_Economy.pdf`, 2016. (Accessed: 2023-03-19).

[3] 株式会社ピリカ．ごみ拾い sns ピリカ—いつでもどこでも気軽にボランティア．`https://sns.pirika.org/`. (Accessed: 2023-03-19).

[4] 立花巧樹, 中村優吾, 松田裕貴, 諏訪博彦, 安本慶一．スマートウォッチの音響センサを用いたポイ捨てごみの種別認識手法の提案と評価．マルチメディア, 分散, 協調とモバイル（DICOMO 2021）シンポジウム論文集, pp. 325–332, 2021.

[5] 奈良先端科学技術大学院大学. センサ装着型トングを用いたポイ捨てごみの種別・位置情報収集システムの運用に向け、奈良先端科学技術大学院大学と JT が「IoT トングでひろえば街が好きになる運動 with Rethink PROJECT」を生駒市で開催. `https://www.naist.jp/pressrelease/files/20220222.pdf`. (Accessed: 2023-03-19).

[6] Domenico Sanseverino, Andrea Caputo, Claudio Giovanni Cortese, and Chiara Ghislieri. ldquo;donrsquo;t stop the music,rdquo; please: The relationship between music use at work, satisfaction, and performance. *Behavioral Sciences*, Vol. 13, No. 1, 2023.

[7] 井上芳樹, 戸田任重．諏訪湖・天竜川上流における漂着ゴミ．第 16 巻, pp. 167–178, 2003.

[8] 高橋祐平, 石坂公一, 小地沢将之．タバコのポイ捨てポテンシャルの分布構造－仙台市中心部のアーケード街を対象として－．日本建築学会技術報告集, 第 15 巻, pp. 257–260, 2009.

[9] 植田憲, 高野維斗, 神崎広史, 宮崎清．ごみの「ポイ捨て」の未然防止に関する調査・研究: 千葉市・駅周辺地域におけるごみ捨て行為の実態調査に基づいて．日本デザイン学会研究発表大会概要集, 第 53 巻, p. 188, 2006.

[10] 株式会社ピリカ． ポイ捨てごみ調査サービス「タカノメ」—スマホで簡単、ポイ捨て分布調査． `https://research.pirika.org/`. (Accessed: 2020-07-27).

[11] J. A Burke, D. Estrin, M. Hansen, A. Parker, N. Ramanathan, S. Reddy, and M. B Srivastava. Participatory sensing. *Center for Embedded Network Sensing*, 2006.

[12] Yuki Matsuda, Shogo Kawanaka, Hirohiko Suwa, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Parmosense: Scenario-based participatory mobile urban sensing platform with user motivation engine. *Sensors and Materials*, Vol. 34, No. 8, pp. 3063–3091, 2022.

[13] Yutaka Arakawa and Yuki Matsuda. Gamification mechanism for enhancing a participatory urban sensing: Survey and practical results. *Journal of Information Processing*, Vol. 57, No. 1, pp. 31–38, 2016.

[14] Andrew G. Howard, Menglong Zhu, Bo Chen, Dmitry Kalenichenko, Weijun Wang, Tobias Weyand, Marco Andreetto, and Hartwig Adam. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications, 2017.

[15] Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, and Liang-Chieh Chen. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks, 2019.

[16] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition, 2015.

[17] John Hattie and Helen Timperley. The power of feedback. *Review of Educational Research*, Vol. 77, No. 1, pp. 81–112, 2007.

[18] 国立大学法人名古屋工業大学． Open jtalk. `https://open-jtalk.sp.nitech.ac.jp/`. (Accessed: 2023-05-23).