

# 一般ユーザ向けの機械学習開発体験イベントにおける小型デバイスの効果検証

川辺 航\* 福田 大翔\* 設楽 明寿† 中尾 悠里‡ 菅野 裕介\*

**概要.** 本研究では、機械学習の技術的背景を持たないユーザでも機械学習モデルの訓練・評価が可能なシステムを提案し、機械学習モデル開発の体験会を通じてその効果を検証した。PC やタブレットなど画面操作を中心とするシステムは、技術的経験の少ないユーザにとって親しみづらく、体験の質を低下させることが指摘されている。これに対し、我々はユーザのエンゲージメント向上を目指して小型デバイスを採用した。デバイスはスクリーン操作のみならず、ボタン、振動、車輪の動きといった物理的なインタラクションを介して音声分類モデルを設計できる特徴を持つ。ユーザ実験では、デバイスがユーザの開発体験に与える影響を、ユーザの主観的評価、実世界への機械学習応用アイデア、ならびに訓練用に作られた教師データといった要素を通じて調査した。実験結果から、物理的な UI がユーザの開発への積極的な関与とアイデア創出を促進することが明らかになると同時に、彼らの技術的理解に関する課題も浮き彫りとなった。



図 1. 機械学習開発体験向けデバイスの外観。

## 1 はじめに

インタラクティブ機械学習 (IML) は、UI の操作を通じて機械学習モデルを訓練・評価することを可能にする研究領域である [6, 8, 2]。IML の目標は、機械学習の技術的背景を持たないユーザであっても自立的にモデルを設計できる環境を実現することにある。現在の IML 研究では、開発過程の効率化・簡易化のためのユーザフレンドリーな UI が実現されつつある。一方で、技術への親しみやすさ、特に子供を含む多様なユーザ層が主体的に開発に取り組むための UI 設計に関する議論は十分ではない。例えば、現状の IML システムの多くは PC やタブレット、スマートフォンを介した画面操作が中心だ

が、GUI はユーザの体験の質を低下させる可能性が指摘されている [7, 26]。さらに、ロボットやデバイスといったタンジブル・物理的な UI を通じて機械学習モデルの開発を支援する研究事例 [16, 10, 25, 25] は存在するものの、幅広いユーザの開発への積極性を主眼とした例が少ない。個人や組織が独自のデータで学習したモデルを用いて自立的に問題を解決できる社会を実現するためには、ユーザが機械学習技術に親しみ、積極的な姿勢で開発に関わることが不可欠である。そのための第一歩として、ユーザの技術への興味を喚起し、開発への主体的な参加を促すような IML システムのデザインに関する議論が重要であると我々は考える。

本研究では、多様なユーザが機械学習開発を体験することができる IML システムを提案し、機械学習体験会を通じてその効果を多角的に検証する。UI の設計方針として、複雑な GUI なしに親しみやすくわかりやすい使用感を提供することが望ましいと考えた。そこで我々は、電子技術や機械学習技術に馴染みのないユーザでもおもちゃのように扱いつつながらモデルの訓練や評価を進められる UI をコンセプトにシステム設計を行った。具体的には、音声分類を題材に、自律移動する小型のデバイス (図 1) と、位置に応じた機能をデバイスに持たせるためのマット (図 2) による物理的・空間的な UI を採用した。教師データを与える際、ユーザはマット上の位置に応じたデバイスの出力行動を指定しながら新しい音を録音することができ、推論時には、デバイスは分類結果を元に行動を出力として表現する。ユーザはスクリーン操作のみならず、ボタンやデバイスそのものの位置を介してデバイスとインタラクションを行い、音声分類モデルを訓練・評価することができる。我々は、このシステムが一般ユーザの機械学習開発への心理的障壁を下げ、積極的なアイデア創出

Copyright is held by the author(s). This paper is non-refereed and non-archival. Hence it may later appear in any journals, conferences, symposia, etc.

\* 東京大学

† 筑波大学

‡ 富士通株式会社

を促進するのではないかと考えた。

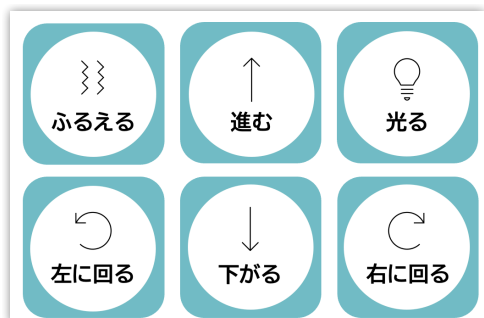


図 2. デバイスと併せて用いられたプレイマットの概要。

我々は、物理的なインタラクションによる IML がユーザのエンゲージメントを高め、機械学習応用の可能性に関する発想を拡張するという仮説のもと、ユーザ実験を実施した。具体的には、以下のリサーチクエスチョン (RQ) に基づいて調査を行った：

- RQ1: 体験後のユーザの機械学習開発に対する心理的障壁ほどの程度か
- RQ2: ユーザは機械学習開発を遂行することに関する自己効力感を獲得できるか
- RQ3: ユーザが想起する機械学習活用のアイデアは、体験内容に関連したシナリオ (例：音声認識、デバイス利用) に偏向するか
- RQ4: ユーザは技術的観点から適切な教師データを提供できるか

本研究では、事前に目的を知らされていない一般ユーザを対象に機械学習開発の体験会としてユーザ実験を実施し、多様なユーザ層からフィードバックを収集することを目指した。実験参加者は特定の目標やベンチマークを与えられず、自己判断に基づいてデバイスに供給するデータを選択し、モデルを作成した。この機械学習開発プロセス全体を通じて、上記 RQ を検証するためのデータ収集を行った。

## 2 関連研究

### 2.1 インタラクティブ機械学習

インタラクティブ機械学習 (IML) の研究分野では、プログラミングやアルゴリズムの知識を持たないユーザによる機械学習開発を促進するため、ユーザフレンドリーな UI の開発が進められている [6, 8, 2, 23, 27]。一般ユーザが直面する課題の一つであるプログラミングの障壁を低減するため、開発のワークフローをユーザ自身が組み立てて実行できるシステムやツールキットが考案されている [9, 14, 3]。さらに、ユーザの技術的理解を促進するため、データや推論結果を可視化するシステムも提案されている [22, 17, 11]。アクセシビリティの観点からは、ろ

う・難聴者向けの音声分類器設計 [13, 5, 19] や視覚障害者向けの物体認識器設計 [15, 1] を可能にする枠組みが構築されている。これらの事例は、機械学習開発の敷居を下げ、多様なユーザが機械学習技術を活用できる環境の創出を目指すものである。

先行研究の特徴として、モデルのパフォーマンス向上や開発効率の改善といった、ユーザの技術的背景を暗に想定した評価方法が一般的である。一方で、ユーザの開発への興味喚起や機械学習応用に関するアイデア創出を促進するという観点からの手法・調査は比較的少ない。これらの先行研究は GUI に依存したインタラクションを主としているが、GUI はユーザのエンゲージメントを低下させる可能性があることが報告されている [7, 26]。このことから、必ずしも PC やタブレットによる IML がユーザ体験の質を高める上で最適であるとは限らない。本研究では、ユーザのエンゲージメントを向上させる可能性の一つとして、物理的なインタラクションを中心とした小型デバイスの効果を調査する。

### 2.2 物理的なデバイスによる機械学習体験

物理的な、あるいはタンジブル [12] な UI を用いた機械学習の開発体験をユーザに提供し、その効果を調査した研究については過去にいくつもの例がある。機械学習開発体験をより身近に感じてもらうためのデバイスの提案 [16]、ジェスチャー認識モデル設計を通じて子供たちが技術的理解を獲得する過程の調査 [10]、ロボットの応答をカスタマイズする過程を通じて技術的理解やリテラシーを獲得するためのシステムの提案 [25, 24]、エッジデバイス上でモデルの学習・推論を可能とするためのシステムを用いた調査 [18] などが該当する。

これらの先行事例では、ユーザによる適切な機械学習モデルの開発能力、および体験を通じて獲得される新たな考え方について調査が行われており、本研究との類似性が認められる。一方、本研究の独自性は、実験参加を主目的としない一般ユーザ層を対象に調査を行った点にある。事前に参加者を募集する場合、技術的背景を事前に認識・共有したユーザ群に偏る可能性がある。しかし本研究では、公共の場でイベントを開催し、その場で参加者をリクルートすることで、この偏りを最小化している。

## 3 IML システムの実装

### 3.1 設計のコンセプト

我々は音声分類タスクを題材とし、ユーザが簡易的な操作を通じてモデルの訓練・評価ができるような IML システムを開発した。音声分類を採用した理由としては、音声は画像やテキストと比べてその場で鳴らすなど臨場感のあるインタラクションが可能であること、また分類については機械学習の中で

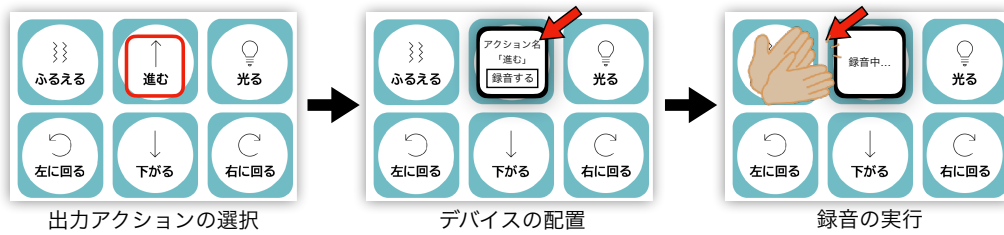


図 3. 音声と行動を紐付けて教師データを作成する手順.

最も基礎的なタスクでありユーザーの開発体験の導入として適切であると考えたことが挙げられる。

GUI インタラクションとの差別化を図るため、システム設計においては親しみやすさ、わかりやすさの 2 点を重視した。親しみやすさのため、小型の立方体形状のデバイスを操作対象とし、推論時の出力をデバイスの行動として表現する仕様を採用した。これによって、出力を単なるデータ（例：カテゴリ 1: 83%, カテゴリ 2: 17%）として提示するよりも、推論に対する解釈性が高まると考えた。また、電子機器に慣れない人にとってもわかりやすい使用感を実現するため、入力にはボタンやマットへの配置といった物理的な操作を採用した。これにより、多様なユーザー層がおもちゃのように親しみながら、技術的障壁なく IML を体験できることを目指した。

### 3.2 システムの使用方法

音声分類結果を行動として表現する場合、ユーザーは入力音声と出力行動が紐付いた教師データを作成する必要がある。例えば、拍手に対して前進するようモデルを訓練する場合、拍手の音と前進という行動を結びつける操作が必要となる。我々は、この操作をデバイスのスクリーン上で行わせることは、ユーザーがデバイスをおもちゃのように使うというコンセプトを損なう可能性があると考えた。そこで、入力音と出力行動の紐付けを物理的インタラクションを通じて行うため、紙状のマットを開発した。ユーザーはこのマット上にデバイスを配置することで出力行動を指定する（図 2）。

デバイスとマットを用いた教師データの作成フローを図 3 に示す。はじめにユーザーはモデルに学習させる出力行動、ならびにそれに対してどのような音声を紐づけるかを決定する。その上で出力行動マスの上にデバイスを置いて録音することで、その際の音声に対して出力行動を正解データとすることができる。例えば拍手に対して前進、人の声に対して右回転をするよう学習させたい場合、まず「進む」のマスの上にデバイスを置いた上で録音を開始し、拍手の音をその場で鳴らす。次に「右に回る」のマスの上にデバイスを配置し、録音を開始した上で人が声を発する。こうして入力音声と出力行動が紐付いた教師データが完成するため、分類モデルは音声

を入力、行動を出力として学習することができる。学習を行った後はモデルは自動的に推論フェーズに移行し、定期的に周囲の音を録音しては分類結果の中で最も確率の高い行動を出力する。

### 3.3 システムの詳細

デバイスは主に 3 つの部分から構成されている。一つ目は、Arduino 開発環境で利用可能なマイコンデバイスである M5Stack<sup>1</sup> である。二つ目には、車輪がついた小型デバイスの toio<sup>2</sup> である。toio はデバイスが移動をすることを可能とし、また底面のセンサーからマット上の座標を判定する役割を果たす。最後に、M5Stack と toio を連結するための土台部分である。録音時、推論時ともに、M5Stack と toio は Bluetooth で通信を行う。

音声分類モデルの訓練や推論自体は外部のサーバ上で実行されており、デバイスはサーバとの API 通信を行うことでユーザーに対してオンデバイスで分類モデルが動いているかのような体験を提供する。音声分類モデルは先行研究における機械学習開発体験イベントで利用されたものを用いており [17]、畳み込みニューラルネットワークによる特徴量抽出器と Random Forest [4] を用いた分類器からなる。ユーザーが訓練するのは分類器の部分のみである。

## 4 ユーザー実験

我々は一般ユーザーが機械学習モデルの開発を体験する際のデバイスの効果を調査するため、体験会という名目でイベントを開催し、参加者を対象としてユーザー実験を行った（図 4）。会場は日本科学未来館の中の一室を用いた。公共の場所においてイベントを開催することで、来場者として訪れた一般ユーザーを実験参加者として取り込むことが狙いである。

### 4.1 手順

来場者は実験部屋の入り口でシステムの利用に関する説明を聞いた。説明員はシステムの概要、使い方に関する説明のみを行い、説明プロトコルは事前に定められたものを繰り返した。来場者が実験参加

<sup>1</sup> <https://m5stack.com>

<sup>2</sup> <https://toio.io/>





図 4. 小型デバイスを用いた機械学習体験の概要。

に同意すると、まずはじめに我々が事前に用意した音の出るおもちゃ群の中から、教師データ作成および性能評価のために3,4個を選んで手に取った。机についてからは事前アンケートに回答し、デバイスを用いた機械学習開発体験へと移行した。

外部から強制されない自発的な体験の質を評価するため、我々は体験時間に制限は設けず、またどのような音源をどの行動に紐づけるべき、といった指示についても一切与えなかった。参加者は体験中、手元にあるワークシートに対してそれぞれの行動にどのような音を紐づけたかを記録した。参加者は体験終了を表明した後に、事後アンケートに回答して体験を終了した。最後に、同意が得られた参加者からは、どのような考えのもと開発体験に参加し、どのような洞察を得たかについての聞き取りを行った。

#### 4.2 データ収集

RQ1, RQ2に答えるために、体験後アンケートにおいては、5段階（「当てはまらない」から「当てはまる」まで）のリッカート尺度評価を通して参加者の考え方を調査した。

- Q1. AI に対する知識が身についた
- Q2. AI に対する関心が芽生えた
- Q3. AI を作ることの難しさを感じた
- Q4. AI を作ることができると思った
- Q5. AI にとってのデータの重要性を感じた

このほかに自由記述形式の質問として「体験を通して分かったことや学んだことを教えてください」、「使った AI おもちゃについて、良かったことや悪かったことを自由に書いてください」の2項目を用意した。

RQ3 への答えとして、我々は参加者が体験前後で機械学習の利用・設計についての発想をいかに拡張したかを調査した。体験前に「これまでどのような AI/機械学習モデルを使った/作ったことがありますか」、体験後に「これからどのような AI/機械学習モデルを使う/作ることができますか」という

項目を自由記述形式で問うことで、体験前後の差分を明らかにした。RQ4の答えとしては、参加者が記入するワークシートの内容を観察するとともに、自由記述形式の質問も併せて参考にした。

## 5 結果

### 5.1 ユーザの属性

合計で41人がデータ収集に協力した（女性14名、男性27名）。うち24人は、AIや機械学習に関する事前の学習経験、開発経験ともに有しておらず、14人が学習経験のみあり、1人が開発経験のみあり、2人が学習・開発経験ともにありという内訳となった。

### 5.2 ユーザのエンゲージメント

図5に示したリッカート尺度評価への回答からわかる通り、ユーザの回答は全ての項目を通じて概ね高い水準を示している。Q4が相対的に低いスコアとなった要因としては、モデルの精度を上げること自体の難しさが考えられる。自由記述形式のフィードバックからは、ユーザがデバイスを通じた機械学習開発を肯定的に捉えていることがわかる。P6は「手軽に子供でもAIを体験できるので良いと思った。操作が簡単だった」と述べ、またP5は「(スクリーン上の)表情がかわいく、また(録音の)回数によって精度が上がるので愛着が湧く」とした。デバイスの直感的な操作による開発がユーザのIMLに対する精神的な抵抗感を軽減したといえる。

一方で、ネガティブなフィードバックとしてはP30「(訓練後の)精度が低い。音によっては少しの差を理解できない」、P36「教えた通りに動いたのかどうかかわからなかった」、P41「AIの仕組み自体わからなかった」といった意見があった。ここから、デバイスによる開発フローの説明性の低さゆえに、モデルが誤った推論をする理由が不透明であったり、背景での推論プロセスに対する理解が得られないことを気にかけるユーザがいることがわかる。

### 5.3 ユーザが想起する機械学習活用のアイデア

事前アンケートの「これまでどのようなAI/機械学習モデルを使ったか」という項目に対する回答は、生活支援が9件（例：Amazon Alexaでの天気予報確認やアラーム設定）、教育・学習が6件（例：ChatGPTを用いた学習支援）、創作支援が5件と続いた。事後アンケートの「これからどのように使えるか」という問いに対しては、生活支援が10件、教育・学習が3件、創作支援が3件となった。特に生活支援については、身近な問題をデータドリブンに解決する事例が提案された。例えば、P7は「カメラの画像データと野菜の鮮度のデータがリンクできれば、野菜売り場で鮮度を自動的に示すことができる」と述べ、P28は「冷蔵庫の中をスキャンして、

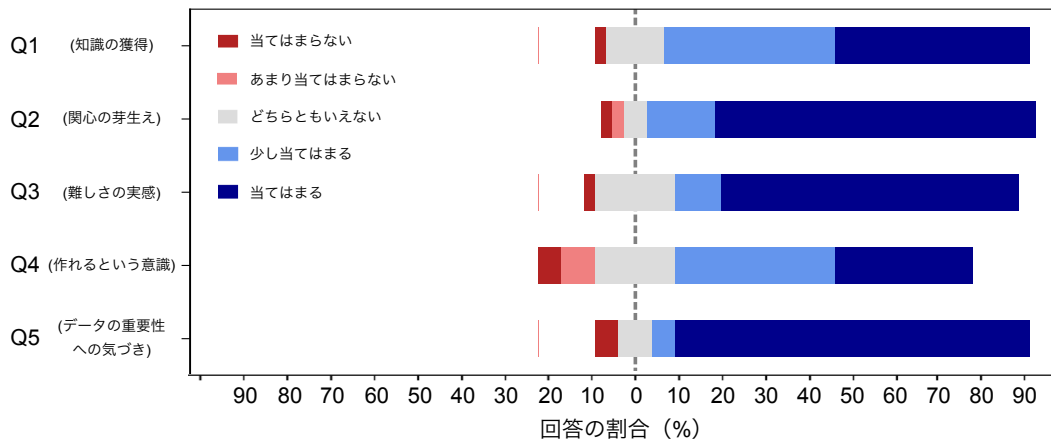


図 5. アンケートの定量的項目への回答.

どんな料理を作ることができるか、または賞味期限が近い商品を教えてくれるような AI」の可能性を指摘した。また、全体の傾向として、P7の「病気の診断の参考にする」やP13の「生活のアシスタントとして相談や調べごとができそう」といった提案に見られるように、必ずしも音声分類やデバイス利用に関連しない多様なシナリオが提示された。

事後アンケート「どのような AI/機械学習モデルをこれから作ることができるか」からも多様な意見が観測された。特に注目すべきは、P11「ノーコードで作れる AI」、P37「プログラミング済みで、アプリとかになっている簡易的なもの」といった、「パッケージ化された、簡単な開発フローの AIであれば設計可能」という意見が 10 件と際立った点である。これらはノーコード開発や、本イベントのように事前にコーディングがなされており、ユーザがデータを集めるのみで開発が完了する手続きを指している。この結果は、簡易化された開発フローを体験したことを参加者自身が客観的に認識し、「フルスクラッチの開発は困難だが、簡単な手続きで開発ができるのであれば実行可能」という意識を獲得したことを示唆している。

「これから使うことができる」AI へのアイデアと同様、「これから作ることができる」AI へのアイデアについても、体験内容の音声分類タスクに限定されずに多岐にわたる応用領域が示された。P5の「言葉を話せない人でも音によって家電を操作できるような AI」やP7の「声色で人の感情を推定する AI」というように、本体験との直接的な関連性のある提案が散見された。一方で、P2の「アレルギーの食べ物があったら教えてくれる AI」や、P10の「乗り物を運転する AI」という提案は、音声分類とは異なる問題設定を想定するものである。これらの多岐に渡るアイデアは、参加者が機械学習の可能性を幅広く捉え、様々な文脈での応用を考察できるよ

うになったことを示唆している。

#### 5.4 教師データの作成

録音されたデータを用いてモデルの訓練を行うという経験から、データについての洞察を深める参加者が散見された。P26は「学習過程の量と質はパフォーマンスを著しく左右する」と述べ、P6は「録音サンプル数を増やすことで動作の精度が明らかに上がったので、サンプル数の多さが重要なのだと感じた」と述べている。さらに洞察を深めたコメントとして、P37は「同じ音の鳴らし方を変えるのではなく、音の質を変える必要があることがわかった」とコメントし、P36は「再現可能な音を使用する重要性を学んだ」と述べた。参加者の一部は、スタッフや研究者側からの働きかけがなくとも、モデルの精度を高める上でより良い録音の方法を実験的に探索して自分なりの改善策を見出していたことがわかる。

ワークシートに記録された内容から、参加者の教師データ作成に関するより具体的な戦略が見てとれる。機械学習モデルが音響特性に基づいて分類することを踏まえ、我々は参加者に多様な音源を提供した。参加者の録音方法に着目すると、多くの人が各行動に異なる音源を割り当てていたことが明らかになった(例:「進む」に木琴の音、「下がる」に鈴の音、「右に回る」に人の声を割り当てる)。しかし、一部の参加者は同一音源の音声を異なる行動に割り当てていた。例えば、P1は「前に進む」、「後ろに進む」という行動に対して、それぞれ「進め」と「戻れ」という言葉を同一人物の声で録音した。また、P22は2つの異なる行動に対して、「マラカスを強く振る」と「(同じマラカスを)弱く振る」を録音した。これらの方法は、モデルが音響特徴ベースで学習・推論を行うことを考慮すると最適な戦略とは言い難い。しかしながら、モデルがどのような特徴に基づいて推論を行うかについては説明が与えられな

かったため、一部の参加者は想像を働かせてこの結論に達したと考えられる。

## 6 議論

### 6.1 結果を踏まえた考察

アンケートの定量的評価 (図 5) および自由記述の内容から、デバイスを用いた体験後の参加者の機械学習に対する心理的障壁が低いことが明らかになった。また、実世界応用のための機械学習モデル設計に関して多様なアイデアが提案されたことも併せて考慮すると、技術的背景を持たない一般ユーザでも機械学習開発に対する自己効力感を獲得できたことが示唆される。さらに、参加者から提案された具体的なアイデアを精査すると、物理的デバイスによるインタラクションに限定されず、幅広いシナリオに及んでいることがわかった。これを素直に受け止めると、物理的デバイスを通じた音声分類モデル開発体験は、多様な状況におけるデータドリブンな機械学習アプローチの発想を喚起すると言える。一方で、体験に関連しないシナリオが提案されたことが体験内容そのものに起因するかどうかは断定しきれないため、アイデアがどのような経緯で発案されたかについては追加での調査・議論の余地があるとも言える。

システムへの親しみやすさとは独立した話として、モデルの学習・推論過程における説明可能性は、ユーザの技術的理解を促進する重要な要素である。我々は、技術的背景を持たないユーザでも容易に IML を体験できるよう、機能を最小限に絞り、物理的なインタラクションで開発を進められるデバイスを提供した。これによりユーザは開発に親しみを覚えることができた一方で、デバイスのブラックボックス性 (技術的な詳細が不透明である性質) により、機械学習の技術的な理解を深めることが困難であったと考えられる。例えば、本研究の分類モデルが音響特徴を参照することを考慮すると、同一音源で異なるカテゴリに録音を行うことは、モデルの性能向上に寄与するとは考え難い。にもかかわらず、同一音源による複数カテゴリへの録音を行う参加者が散見されたことは、説明可能性の向上によって教師データ作成の質が改善される可能性を示唆している。ユーザへの説明性を高めるために、GradCam [21] や LIME [20] のような可視化手法の導入が考えられる。ただし、このような追加機能はシステムを複雑化し、かえってシステムへの親しみやすさを損なう可能性がある。多様なユーザを対象とした IML システムを開発する際は、親しみやすさと技術的理解の深化のバランスを考慮し、両者を両立させるインタラクションの設計が重要となる。

参加者の意見や操作履歴、アイデアを観察するに、参加者間で体験の主眼が異なっていたことがわかる。

同一の機械学習開発体験であっても、ある参加者にとっては体験自体を楽しむことができるという点が重要であり、一方で「AIの仕組みがわからない、教えた通り動くかわからない」といった意見があったことから、技術的な理解を深めることを目指した参加者がいたとも言える。さらに、教師データの作成に関する事例や意見からは、モデルの推論精度を高めるための試行錯誤を体験の中心に据えた参加者がいたこともわかる。このように異なる興味の方性を持つユーザに対して教育的・実用的な観点から有意義な IML 体験を提供するには、各人の嗜好に応じた深掘りを可能とするデザインが必要であろう。大枠としては全員に同一の体験をさせつつも、ユーザの好奇心に応じてレクチャーや誘導、達成項目の与え方を変えるとといった工夫が有効である。

### 6.2 本研究の限界と今後の発展

本研究に用いられたデバイスは機械学習開発の体験を簡略化したものであり、参加者の中にも自らが簡易的な開発を体験していることをメタ的に認識する者がいた。今回の開発体験自体にさまざまな意義があるということは結果で述べた通りだが、一方でユーザに対してより低レイヤな開発を体験させるという点は依然として達成されていない。一例として、エンジニアが経験する開発過程そのもの (例: Python によるコーディングを通じたモデルの訓練) を一般ユーザにも体験してもらうことは彼らへの啓蒙や教育の観点から重要である。また、我々のデバイスが提供していないより発展的な開発項目、例えばハイパーパラメータのチューニングやモデルのアーキテクチャの変更についても IML システムに組み込むことが可能である。

最後に、実験で使われたデバイスはあくまで機械学習開発の体験向けであり、ユーザができることは数カテゴリを分類するモデルの設計に限定される。我々は参加者に実世界における機械学習の応用についてのアイデアを尋ねたが、デバイス自体は実世界タスクの直接的な解決を志向したものではない。したがって、このギャップが参加者によるアイデアの幅を制限した可能性が否定できない。この点に対しては、「ロボット掃除機に搭載された画像認識モデルを訓練して壊れやすい物を避けられるようにする」といった実世界タスクに沿ったシナリオを用意し、シナリオに沿ったイベント、もしくは IML システムを設計することが有効であると考えられる。

## 7 おわりに

本研究では、一般ユーザが機械学習開発を体験する際の IML システムとして、小型デバイスを導入した際の効果を多角的に検証した。今後も既存 IML システムに捉われない UI のあり方についての議論に期待したい。

## 謝辞

本研究は JST CREST JPMJCR19F2 の支援を受けたものです。また、本研究を遂行するにあたり、会場をご提供いただいた日本科学未来館様、ならびにご協力いただいたサイエンスコミュニケーターの皆様に深く感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] D. Ahmetovic, D. Sato, U. Oh, T. Ishihara, K. Kitani, and C. Asakawa. Recog: Supporting blind people in recognizing personal objects. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–12, 2020.
- [2] S. Amershi, M. Cakmak, W. B. Knox, and T. Kulesza. Power to the people: The role of humans in interactive machine learning. *AI Magazine*, 35(4):105–120, 2014.
- [3] A. Bäuerle, Á. A. Cabrera, F. Hohman, M. Maher, D. Koski, X. Suau, T. Barik, and D. Moritz. Symphony: Composing interactive interfaces for machine learning. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–14, 2022.
- [4] L. Breiman. Random forests. *Machine Learning*, 45(1):5–32, 2001.
- [5] H. Do, Q. Dang, J. Z. Huang, and D. Jain. AdaptiveSound: An Interactive Feedback-Loop System to Improve Sound Recognition for Deaf and Hard-of-Hearing Users. In *Proceedings of the 25th International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, pp. 1–12, 2023.
- [6] J. J. Dudley and P. O. Kristensson. A review of user interface design for interactive machine learning. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems*, 8(2):1–37, 2018.
- [7] L. Elguera Paez and C. Zapata Del Río. Elderly users and their main challenges usability with mobile applications: a systematic review. In *Design, User Experience, and Usability. Design Philosophy and Theory: 8th International Conference, DUXU 2019, Held as Part of the 21st HCI International Conference, HCII 2019, Orlando, FL, USA, July 26–31, 2019, Proceedings, Part I 21*, pp. 423–438. Springer, 2019.
- [8] J. A. Fails and D. R. Olsen Jr. Interactive machine learning. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp. 39–45, 2003.
- [9] J. Françoise, B. Caramiaux, and T. Sanchez. Marcelle: composing interactive machine learning workflows and interfaces. In *The Annual ACM symposium on User Interface Software and Technology*, pp. 39–53, 2021.
- [10] T. Hitron, Y. Orlev, I. Wald, A. Shamir, H. Erel, and O. Zuckerman. Can children understand machine learning concepts? The effect of uncovering black boxes. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–11, 2019.
- [11] T. Ishibashi, Y. Nakao, and Y. Sugano. Investigating audio data visualization for interactive sound recognition. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp. 67–77, 2020.
- [12] H. Ishii and B. Ullmer. Tangible bits: towards seamless interfaces between people, bits and atoms. In *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human factors in computing systems*, pp. 234–241, 1997.
- [13] D. Jain, K. Huynh Anh Nguyen, S. M. Goodman, R. Grossman-Kahn, H. Ngo, A. Kusupati, R. Du, A. Olwal, L. Findlater, and J. E. Froehlich. Protosound: A personalized and scalable sound recognition system for deaf and hard-of-hearing users. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–16, 2022.
- [14] B. Jiang and J. Canny. Interactive machine learning via a gpu-accelerated toolkit. In *Proceedings of the International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp. 535–546, 2017.
- [15] H. Kacorri, K. M. Kitani, J. P. Bigham, and C. Asakawa. People with visual impairment training personal object recognizers: Feasibility and challenges. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 5839–5849, 2017.
- [16] M. H. Kaspersen, K.-E. K. Bilstrup, and M. G. Petersen. The machine learning machine: A tangible user interface for teaching machine learning. In *Proceedings of the International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, pp. 1–12, 2021.
- [17] W. Kawabe, Y. Nakao, A. Shitara, and Y. Sugano. Technical understanding from interactive machine learning experience: a study through a public event for science museum visitors. *Interacting with Computers*, p. iwae007, 2024.
- [18] T. Liu and Y. Sugano. Interactive Machine Learning on Edge Devices With User-in-the-Loop Sample Recommendation. *IEEE Access*, 10:107346–107360, 2022.
- [19] Y. Nakao and Y. Sugano. Use of Machine Learning by Non-Expert DHH People: Technological Understanding and Sound Perception. In *Proceedings of the 11th Nordic Conference on Human-Computer Interaction: Shaping Experiences, Shaping Society, NordiCHI '20*, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [20] M. T. Ribeiro, S. Singh, and C. Guestrin. "Why should i trust you?" Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 1135–1144, 2016.
- [21] R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via

- gradient-based localization. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 618–626, 2017.
- [22] J. Talbot, B. Lee, A. Kapoor, and D. S. Tan. EnsembleMatrix: interactive visualization to support machine learning with multiple classifiers. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1283–1292, 2009.
- [23] M. Ware, E. Frank, G. Holmes, M. Hall, and I. H. Witten. Interactive machine learning: letting users build classifiers. *International Journal of Human-Computer Studies*, 55(3):281–292, 2001.
- [24] R. Williams, S. Ali, R. Alcantara, T. Burghle, S. Alghowinem, and C. Breazeal. Doodlebot: An Educational Robot for Creativity and AI Literacy. In *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pp. 772–780, 2024.
- [25] R. Williams, H. W. Park, and C. Breazeal. A is for artificial intelligence: the impact of artificial intelligence activities on young children’s perceptions of robots. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–11, 2019.
- [26] L. Xie, A. N. Antle, and N. Motamedi. Are tangibles more fun? Comparing children’s enjoyment and engagement using physical, graphical and tangible user interfaces. In *Proceedings of the International Conference on Tangible and Embedded Interaction*, pp. 191–198, 2008.
- [27] Q. Yang, J. Suh, N.-C. Chen, and G. Ramos. Grounding interactive machine learning tool design in how non-experts actually build models. In *Proceedings of the Designing Interactive Systems Conference*, pp. 573–584, 2018.