

# スマートホームを用いたユーザとの親近感向上を目指した プロアクティブな家電操作提案モデルの構築と評価

## Construction and Evaluation of a Proactive Home Appliance Operation Proposal Model Aimed at Improving Familiarity with Users Using Smarthomes.

櫻井蒼太<sup>1</sup> 宮本友樹<sup>2</sup> 片上大輔<sup>1</sup>

Sota Sakurai<sup>1</sup>, Tomoki Miyamoto<sup>2</sup> and Daisuke Katagami<sup>1</sup>

<sup>1</sup>東京工芸大学工学部

<sup>1</sup>Faculty of Engineering, Tokyo Polytechnic University

<sup>2</sup>電気通信大学大学院情報理工学研究科

<sup>2</sup> Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

### Abstract:

本研究では、スマートスピーカを単なる操作ツールから、ユーザと共存する対話型エージェントへと発展させるための設計指針を提供するものである。雑談会話からユーザの潜在的な家電操作意図を推定して、プロアクティブ（自発的）に家電操作の提案・実行を行うスマートホームエージェントを開発し、システムへの印象評価を通じてユーザの親和性、有用性および親近感への影響を検証することを目的とする。提案システムは、大規模言語モデル（LLM）を用いた意図推定により、ユーザ発話から家電の対象、操作内容、および意図の強度を推定し、SwitchBot API を用いて照明およびエアコンの制御を行う。また、Few-shot 学習を導入することで、曖昧な発話に対する意図推定精度の向上を図った。評価実験では、家電操作を自動実行する「即時自動実行モデル」と、実行前にユーザへ可否を確認する「確認・承諾型モデル」の2条件を設定し、実験参加者による対照実験を実施した。実験後アンケートに基づき、親近感、有用性、信頼感、介入受容性、操作満足度、認知負荷など8項目について比較分析を行った。実験の結果、全項目において確認・承諾型モデルが高い評価傾向を示し、特に認知負荷が有意に低かった。以上の結果から、プロアクティブな家電操作においては、自動実行のみならず、ユーザの確認プロセスを伴う設計が心理的負担の軽減と親近感の向上に有効であることが示唆された。

## 1. はじめに

### 1. 1 研究背景

現代では、家庭内機器がインターネットに接続されることでスマートホーム環境が急速に普及している。人々は、照明、空調、テレビなどの家電をより自然なインタフェース、例えば人間の音声によって操作し、快適な生活環境を実現することを期待している。Lliev ら[1]は、音声ユーザインタフェースを用いたスマートホームシステムのフレームワークを提案し、スマートホームシステムの利便性の向上を報告している。しかしながら、ユーザの発話に含まれる「意図（インテント）」を正確に抽出・理解し、適切な家電操作へと結びつけることは依然として大きな技術的課題である。自然言語理解（Natural

Language Understanding : NLU）やスロット／エンティティ抽出の研究は進展しているものの、スマートホーム制御という実応用領域において十分に活用されているとは言えない[2]。

さらに近年では、大規模言語モデル（Large Language Model : LLM）をスマートホーム技術に応用する試みが増加している。Li ら[3]は、複数機器の連携操作や無効命令の処理を含む複雑なシナリオに対して LLM を用いた評価を行い、従来技術では対処が困難であった問題が残されていることを示した。また Birkmose ら[4]は、エッジデバイス上で動作する LLM によるインテント検出と応答生成の実装例を報告し、実運用に向けてはさらなる工夫が必要であると指摘している。

特に、日常的な雑談の中で自然に発される発話（例：「そろそろ休憩しよう」「寝る準備をしたいな」

など) からユーザの意図を推定し、複数の家電操作へと適切にマッピングする技術は、実世界的な価値が高いにもかかわらず、研究・実装は十分に進んでいない。これは、抽象的な発言の背後にある意味を推論し、文脈に適した具体的な行動へ結びつける能力が未成熟であるためである。また杵山ら[5]は、スマート家電利用の障壁となっている「操作の不慣れさ」や「家電に話しかけることへの抵抗感」を軽減するため、家電を擬人化されたエージェントとして認識させるシステムを提案した。同研究では、ユーザが入力したテキストを家電操作コマンドに翻訳するインタプリタが実装されたが、情報伝達を目的としたタスク指向型対話の拡張や、雑談に対応できる非タスク指向型対話機能の実装などに課題が残された。

以上の背景を踏まえ、本研究では SwitchBot[6]と Amazon Echo[7]を組み合わせ、ユーザとの雑談会話から意図を抽出し、家電操作を実行するシステムを構築・評価する。具体的には、LLM による意図推定モジュールを用いて、ユーザ発言から「対象家電」「操作内容 (オン/オフ)」「意図の強さ (信頼度)」「操作理由」を抽出し、SwitchBot の API を通じて実際に家電を操作する仕組みを設計する。

## 1. 2 目的

本研究の目的はプロアクティブな発話を行うスマートスピーカに対してユーザが感じる親和性と有用性を高めユーザとの親近感の向上を測ることを目的とする。従来のスマートスピーカは、ユーザが明示的に指示を与えた場合にのみ家電操作を行う「反応型」の対話設計が中心であった。しかし、家庭内で自然に交わされる雑談や状況の発話には、しばしば家電操作に関する潜在的意図が含まれており、これらを適切に読み取って提案・行動するシステムは実用上重要である。

## 1. 3 意義

本研究の成果は以下のような意義を持つ、スマートスピーカを「便利な道具」から「人に近い存在」へと拡張する設計指針を示す。これにより従来のタスク指向型の音声インタフェースを超えた新しい家庭内エージェント像を提案する。また、プロアクティブな行動発話がユーザ体験に与える心理的効果に関する知見を提供する。親近感・有用性・信頼感などの観点からスマートホームエージェント研究に貢献する。最後に、雑談会話ベースの意図推定もシステムの有用性を示し、対話型エージェントの次世代的设计に貢献する。

## 1. 4 リサーチクエスチョンと仮説

本研究について以下のリサーチクエスチョンを立てる。

RQ1: プロアクティブに発話提案を行うスマートホームエージェントは、ユーザの親近感、共感を高めるか?

RQ2: 会話中にエージェントがユーザの家電操作意図をどの程度正確にくみ取れるか?

RQ3: 家電操作の提案タイミングがユーザの印象にどのような影響を与えるか?

RQ4: 提案システムは、ユーザの認知負荷を下げ、主観的満足度を向上させるか?

RQ5: システムの3段階の介入モデル(自動実行・確認・承諾)はユーザの信頼感と受容性にどう影響するか?

リサーチクエスチョンから以下の仮説を立てる。

H1: 提案システムは、ユーザが主導で家電を操作する回数を、単純な提案システムや直接命令システムと比較して有意に減少させる。

H2: ユーザの発話に対して高精度な意図推定を行うエージェントは「理解してくれる」という感覚を高める。

H3: 自動実行の成功体験はユーザの信頼感を向上させる一方、失敗(誤作動)は満足度を著しく低下させる。

H4: 自動実行による即時応答は「頼もしさ」や「便利さ」を高めるが、一部のユーザには「制御間の欠如」として不快に感じられる可能性がある。

H5: プロアクティブに発話提案を行うスマートホームエージェントは、非プロアクティブなエージェントと比較してユーザの親近感及び共感評価を有意に向上させる。

## 2 関連研究

### 2. 1 スマートホームとスマートスピーカ

#### に関する研究と技術

清田ら[8]はスマートスピーカからユーザに対して「提案発話」を行った際、ユーザの印象にどのような影響を与えるかを調査した。実験では実験参加者が計算問題を行う最中に、スマートスピーカが「質問してみませんか?」といった提案的な発話を行う条件と、発話しない条件を比較した。その結果、提案発話を行った条件の方が有意に親近感や好感度が高いことが示された。これは、通常のスマートスピーカではあまり見られない「自発的な行動」が、ユ

ユーザの社会的評価を高める可能性を持つことを示すものである。

## 2.2 プロアクティブ行動と印象に関する研究

音声アシスタントにおけるプロアクティブ行動とは、ユーザからの明示的な要求を待たずに、システム側が状況や文脈を推定し、自発的に情報提示や行動提案を行う振る舞いを指す。従来の音声アシスタントは、ユーザの指示に応答するリアクティブ（反応型）な対話設計が主流であったのに対し、プロアクティブ行動は、ユーザの潜在的なニーズを先回りして支援する点に特徴がある。このような行動は利便性向上の可能性を持つ一方で、タイミングや内容を誤ると煩わしさや不快感を生じさせるリスクも伴う。

Bérubé ら [9] は、音声アシスタント（Voice Assistant : VA）におけるプロアクティブな行動に関する体系的レビューを行い、評価枠組みと概念モデルを整理した。先行研究の分析から、ユーザ印象に関する研究は、プロアクティブ行動そのものの評価、プロアクティブ行動とリアクティブ行動の比較、さらに異なる種類のプロアクティブ行動間の比較といった複数の観点から行われていることが示された。

特に、プロアクティブ VA は安全性が求められる状況や緊急時に有効に機能する一方で、ユーザのプライバシー・嗜好・個人の状況文脈に応じた慎重かつ適応的な設計が不可欠であると指摘されている。これは、単純に「積極的に話しかければ良い」のではなく、適切なタイミング・内容・頻度がユーザ受容性に強く影響するという重要な示唆を与えている。

本研究は、このプロアクティブ行動をスマートホームの家電操作提案に適用し、その印象評価を行う点に特徴がある。

## 2.3 タスク指向型と非タスク指向型についての研究

対話システムは、大きくタスク指向型（Task-Oriented Dialogue）と非タスク指向型（Non-task-oriented／雑談型）に分類される。タスク指向型対話システムは、機器操作や検索タスクなどのように目的達成を重視し、ユーザ要求を正確に抽出し適切なアクションを返すことが求められる。

一方、非タスク指向型対話では関係構築、自然な会話、共感応答、感情推定などが中心となり、タスク遂行を強く目的としない対話が扱われる。近年の研究では、これらのタスク指向型と非タスク指向型

の特性を統合する対話システムの必要性が指摘され、両者の機能を併せ持つハイブリッドな対話設計が議論されている。こうしたシステムは、ユーザとの雑談によって心理的距離を縮めつつ、必要に応じてタスク遂行へ移行する対話設計を可能にする。従来のスマートアシスタントは、単純な抽象的命​​令や文脈依存的なコマンドへの対応が困難であり、具体的な操作指示を要求するという課題がある。King ら [10] は、大規模言語モデル（LLM）を用いてこのような抽象的指示の背後にある意図を推論し、利用可能なスマートデバイスに対する機械可読な操作支持へと変換可能であることを実証した。

さらに、LLM を用いた雑談文脈理解の発展により、雑談からタスクへの自然な遷移を実現する対話設計が現実的になりつつある。Chiu ら [19] の研究では、雑談（open-domain chit-chat）から始まり、やがてタスク指向対話へとスムーズに移行する対話パターンをデータセット化・モデル化する取り組みが進んでおり、このような遷移を扱う対話フレームワークが提案されていることが報告されている。例えば、SalesBot では雑談からタスク指向対話へ自然にモードを切り替える大規模対話データの生成とその応用が示されている。このような雑談を含む対話モデルは、ユーザとの初期の自然なやり取りを通じて信頼や親近感を醸成し、その後のタスク遂行へと誘導する能力を高めることが期待されている。また、統一的な対話モデルによって、雑談とタスク指向応答を一体的に生成し、モード切替を自動的に制御する研究も進行している。こうした文脈理解を活かしたアプローチは、ユーザの心理的負担を軽減し、システムとの距離感を縮める効果があることから、ハイブリッド型対話アプローチが注目されている。

これらの先行研究は、本研究が採用する「雑談から家電操作意図を抽出するスマートスピーカ」の設計思想を支持するものであり、スマートホームにおける自然なインタラクションの実現に向けて重要な基盤となる。

## 3 スマートスピーカの自発的な家電操作システムの提案

### 3.1 提案システムの概要

本研究ではユーザとの雑談会話の中から家電操作意図を推定し、その発話意図に基づいてシステム側から自発的に家電操作の提案を行う対話支援システムを Python で開発する。雑談内容から LLM を用いて潜在的な家電操作意図を推定し、ユーザに対して

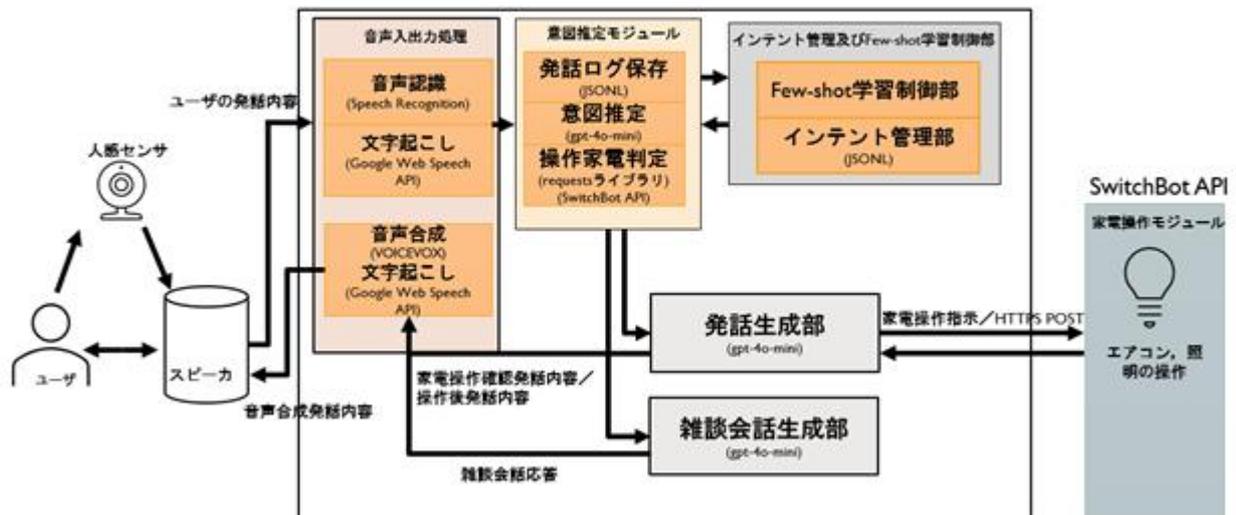


図1 提案システムのシステム概要図

自発的に家電操作を提案または実行する一連のアルゴリズムを、本稿では家電操作提案モデルと呼ぶ。

本研究で開発する提案システムの全体構成を図1に示す。本システムでは、SwitchBot 人感センサー[11]が人の動きを検知すると、音声合成エンジンVOICEVOX[12]を用いて雑談を開始する。ユーザの発話ログは学習制御部に蓄積され、Few-shot 学習へ取り込まれる。これにより、曖昧な発話に対しても適切な意図推定が可能となるよう、事例に基づく学習が行われる。発話処理部では、大規模言語モデル(LLM)を活用し、雑談応答生成、家電操作意図推定、および家電操作後の理由付き発話生成を行う。これにより、ユーザ体験において自然な対話の流れと適切な操作提案を両立させる。

### 3. 2 雑談会話と家電操作機能

雑談会話の生成には、大規模言語モデル Chat GPT (GPT-4o mini) を使用する。雑談は特別なトピックを与えず、ユーザが自由に話しかける形式とし、システムは事前に設計した対話プロンプトに基づいて応答する。人間同士の会話に近づけるため、共感・相槌・状況に応じたフィードバックを中心とした発話を生成し、リアルタイム性を重視した応答を行う。

また、本システムは日時情報と SwitchBot 防水温度湿度計[13]から取得した室内環境データを参照し、時刻・気温・湿度などの状況に応じた自然なコメントが行える設計とした。環境情報は、後述する「家電操作後の理由付き応答生成」にも活用する。

家電操作機能については、SwitchBot ボット[14]および SwitchBot スマート電球 E26[15]を使用し、照

明および物理スイッチの操作を可能にした。また、空調に関しては、室内に設置されているエアコンを Bluetooth によって制御する。

### 3. 3 ユーザの意図推定の設計

ユーザの発話の中から家電操作意図を推定するため、LLM に対して意図解析プロンプトを与え、発話内容から「対象家電」「操作内容」「意図の強さ」を抽出する。意図の強度指標として confidence 値 (0.0 ~ 1.0) を導入した。推定基準は表 1 に示す。confidence は、曖昧な発話から家電操作意図が読み取れるかどうかを客観的に測る指標として機能する。また、曖昧な発話に対する推定精度を向上させるため、ユーザ発話ログを収集し、LLM に Few-shot 学習として反映する仕組みを導入した。

### 3. 4 Few-shot 学習

大規模言語モデル (LLM) を用いた Few-shot Learning (FSL) は、対象タスクに対して少数の事例 (例: ユーザ発話と推定意図のペア) を提示することで、追加のパラメータ更新を伴わずに推論精度を向上させる手法である。これは in-context learning の一種であり、LLM が提示された事例からタスク構造を抽象的に理解することにより、新規入力に対して適切な出力を生成できる利点がある[16][17]。本システムで Few-shot 学習では、収集した発話ログの中から confidence 値が高い高信頼度発話をランダムに抽出し、10 個のサンプルとして JSON 形式で保存し LLM の入力コンテキストに読み込ませることで意図解析の精度を高める。これにより、過去のユーザ

表 1 家電操作意図推定における confidence 値

基準	例	confidence 値
明確な命令	「電気つけて」「エアコン消して」	0.9~1.0
状況表現	「暑いかも」「まぶしい」	0.5~0.8
単なる雑談や感想	「ただいま」「お腹がすいた」	0.0~0.4

行動傾向モデルを参照し、曖昧な家電操作意図をより正確に解釈できるようになる。

さらに、本研究では実験環境の条件統制を重要視し、推論結果を逐次学習データを追加しない設定とした。Few-shot 事例を固定することで、被験者間の条件を同一に保ち、実験中にシステム性能が変動することを防ぐ狙いがある。

### 3. 5 技術的実装

本研究で開発した自発的家電操作スマートスピーカシステムの技術的実装について述べる。図 1 の提案システムの概要図を基に、音声入出力処理、意図推定モジュール、家電操作モジュール、ログ管理および Few-shot 学習制御部の各要素に分けて説明する。

#### 3. 5. 1 音声入出力処理

音声入力には SwitchBot 人感センサーによる動作検知をトリガーとして、ユーザが話しかける状況を自動で検出する仕組みを採用した。音声認識には Python ライブラリ Speech Recognition を用い、内部で Google Web Speech API を呼び出してユーザ発話をテキスト化する。

音声出力には、オープンソース音声合成エンジン VOICEVOX を使用した。生成テキストを HTTP リクエストで VOICEVOX エンジンに送信し、WAV 形式で音声を生成し、スピーカから出力する。本方式により、雑談応答・家電操作提案・操作後理由提示など、リアルタイム性を保った対話が可能となる。

#### 3. 5. 2 意図推定モジュール (LLM)

意図推定は OpenAI API を用い、GPT-4o mini を LLM として使用する。モジュールは以下の 3 つのタスクで構成される。

1. 雑談応答生成 (対話維持のための自然言語生成)
2. 家電操作意図推定 (Intent Extraction)
3. 家電操作後の理由付き応答生成

意図推定では、ユーザ発話と Few-shot 事例を含むプロンプトを LLM に提示し、JSON 出力を生成するよう設計している。LLM の推論結果に含まれる confidence 値は、後段の操作判定に用いる。

#### 3. 5. 3 家電操作モジュール (SwitchBot API)

家電操作には SwitchBot Web API を用いた。本研究で制御対象としたデバイスは以下のとおりである。

- ・ SwitchBot ボット (エアコンの ON/OFF 操作用)
- ・ SwitchBot スマート電球 E26 (照明の点灯・消灯)

Python の requests ライブラリを利用し、SwitchBot API に対して以下の形式で HTTPS POST を送信する。本研究では家電操作後に LLM によって「理由付き応答」を生成し、ユーザに対して自然な形で操作実行を通知することで安心感を高める対話設計とした。

#### 3. 5. 4 ログ管理と Few-shot 学習制御

本システムは、ユーザ発話、意図推定結果、confidence 値、実際の操作結果をすべて JSONL としてローカルに記録する。Few-shot 学習用サンプルは以下の方法で生成する。

1. confidence 値が高い (0.7~1.0) 発話をログから抽出
2. 10 個のサンプルをランダムに選択
3. JSON 形式で Few-shot 事例集として保存

次回起動時の LLM プロンプトに選択した事例を注入し、推論精度の向上を行う。ただし、実験環境では条件統一のため、Few-shot データが変化しないように固定設定とした。これにより被験者間で同一条件を維持し、性能の変動による外乱を排除している。

## 4 実験

本実験はスマートホーム環境においてスマートスピーカを用いて雑談会話をを行い、雑談中にスマートスピーカがユーザの家電操作意図を推定し、自発的に家電操作の提案または実行を行うシステムを評価対象とする。スマートスピーカのプロアクティブな振る舞いに対して、ユーザが感じる親和性および有用性への影響を明らかにする。

本実験で用いる家電操作は、SwitchBot 製品を用いたライトおよびエアコンのオンオフ操作に限定する。プロアクティブな家電操作の実行方法として、以下の 2 つの運用モデルを用いた対照実験を行う。

即時自動実行モデル (Mode1) : ユーザの発話から家電操作意図が検出された場合、ユーザへの確認を行わずに自動で家電操作を実行する。

確認・承諾型モデル (Mode2) : 家電操作意図が検出された際に、音声でユーザに確認を行い、承諾が得られた場合のみ家電操作を実行する。

各モデルにおいて、ユーザが感じるシステムへの印象を実験前アンケートおよび実験後アンケートに

表2 実験前アンケート

項目	概要
ユーザ経験	年齢 (数値)
	性別 (選択)
	スマートホーム機器利用経験 (選択: 未使用/少し使っている./ 日常的に使っている.)
日常的な孤独感 7段階 リッカート	A: 「私は孤独を感じることもある。」
	B: 「会話する人が周りにいると感じる。」 (逆項目)
	C: 「寂しいと感じることがある。」

より評価し、「親和性」および「有用性」の変化を比較する。

本実験の目的は、プロアクティブな発話を行うスマートスピーカに対してユーザを感じる親和性と有用性を高めることでスマートホームが便利ツールではなく、同居人のような存在として認知し、ユーザとの親近感の向上を測る。

本実験は東京工芸大学の研究倫理審査委員会の承認を得て実施している。(認証番号 2025-22)

#### 4. 1 実験設定と手順

本実験で実験参加者には開発済みのスマートスピーカシステムを用いて、即時自動実行モデル (Mode1) および確認・承諾型モデル (Mode2) の2つの運用モデルそれぞれにおいて雑談会話を行ってもらう。モデルの実施順序はカウンターバランスをとり、順序効果を抑制した。各モデル終了時に印象評価アンケートを実施し、回答は Google Forms を用いて収集する。実験前アンケートを表 2、実験後アンケートを表 3 に示す。印象評価項目は既存の心理尺度である Godspeed Questionnaire を参考に、日本語に翻訳・再構成した項目で構成している[18]。また、使用した質問項の内の一貫性については、クロンバックの  $\alpha$  係数 (Cronbach's  $\alpha$ ) を用いて検証した。

#### 4. 2 実験結果

本実験には日本語で日常会話が可能で 18 歳以上の大学生 10 名が参加した。即時自動実行モデルおよび確認・承諾型モデルそれぞれについて実験参加者ごとに A~H の 8 項目の平均値をそれぞれ算出し、全実験参加者の平均を求めることで各モデルの平均値とした。算出した平均値を用いて、各項目におけるモデル間の比較を行い、標準誤差をエラーバーとした棒グラフを図 2 に示す。全ての評価項目において、確認・承諾型モデルは即時自動実行モデルと比

表3 実験後アンケート

項目	概要
A-1	このスマートスピーカは親しみやすいと感じた。
A-2	スピーカは同居者のように感じられた。
A-3	スピーカと会話することが楽しかった。
A-4	このスマートスピーカに感情的な繋がりを感じた。
B-1	スピーカの提案は実用的だった。
B-2	スピーカのおかげで家電操作が楽になった。
B-3	また使いたいと思う。
C-1	スピーカは安全に操作してくれると感じた。
C-2 (Mode1)	自動実行されることに不安や不快を感じた (逆転項目)
C-3 (Mode2)	操作前に確認があることは安心につながった。
C-4	システムに個人的な操作を任せてよいと感じた。
C-5	提案内容は正確だと感じた。
D-1	スピーカが自分の代わりに行動してくれることに満足した。
D-2	自発的な行動は適切だと感じた。
D-3	提案は押し付けがましくなかった。
E-1	提案のタイミングは自然だった。
E-2	会話の流れを妨げなかった。
F-1	操作結果は期待通りだった。
F-2 (Mode1)	自動実行の取り消しが欲しいと感じた。(逆転項目)
F-3	誤作動が起きた時ストレスを感じた。(逆転項目)
G-1	家電操作を考える負担が減った。
G-2 (Mode2)	提案・確認があることで決めるのが楽になった。
G-3 (Mode2)	確認のプロンプトは煩わしかった。(逆転項目)
H-1	全体的にこのスマートスピーカを自宅に置きたいと思う。
H-2	自動実行で特に良かった点はなんですか。
H-3	自動実行で不快に感じた点はなんですか。
H-4	どのような場面でスピーカの発話が自然/不自然だと感じましたか。

較して高い評価値を示す傾向が確認された。特に、G (認知負荷) は他の項目に比べてモデル間の値の差が大きく見られた。

次に各項目における各モデルでの平均値の差分について、正規確率プロットおよび Shapiro-Wilk 検定による正規性の検定を行った。検定の結果 A, B, C,

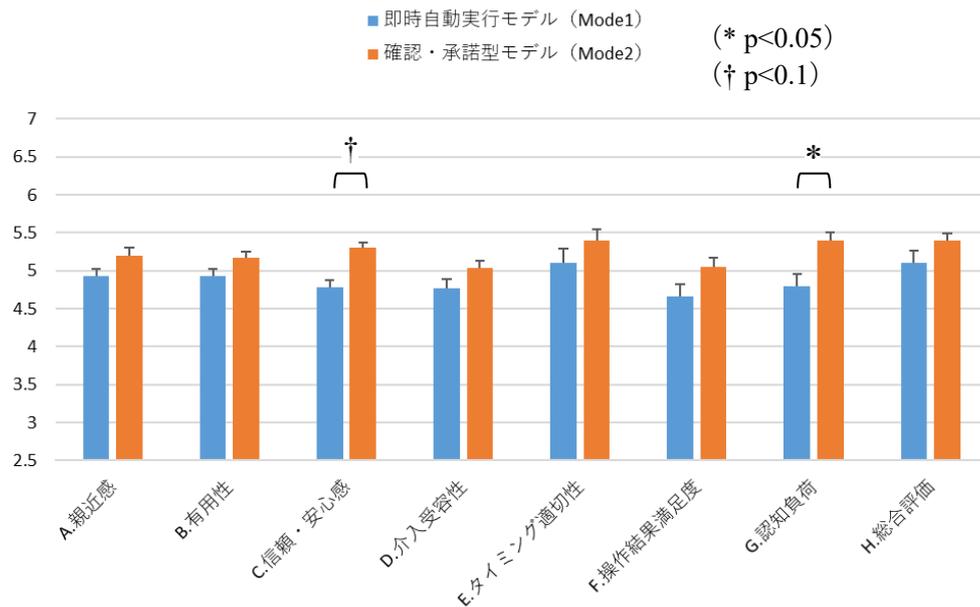


図2 プロアクティブ性に関する主観評価

表4 各尺度のモデル間比較におけるt検定結果

尺度	t 値	自由 度 df	片側 p 値	有意性	解釈
A: 親 近感	-1.08	9	0.1535	n.s.	Mode2> Mode1
B: 有 用性	-0.61	9	0.2785	n.s.	Mode2> Mode1
C: 信 頼・ 安心 感	-1.56	9	0.0765	p<0.1	Mode2 の方が有 意傾向あ り
D: 介 入受 容性	-0.66	9	0.2638	n.s.	Mode2> Mode1
F: 操 作結 果満 足度	-0.84	9	0.2109	n.s.	Mode2> Mode1
G: 認 知負 荷	-2.05	9	0.0355	p<0.05	Mode2 の方が有 意に低い

D, F, G の 6 項目において正規性が確認された ( $p>.05$ )。E および H の 2 項目においては正規性が確認されなかった。正規性が確認された 6 項目に対して、対応関係のある t 検定 (有意水準 5%) を実施した。t 検定の結果を表 4 に示す。分析の結果、C (信頼・安心感) で有意傾向が、G (認知負荷) において、確認・承諾型モデルが即時自動実行モデルに対

して優位に低い値を示すことが明らかとなった。その他の項目では統計的な有意差は認められなかったものの、全ての項目において確認・承諾型モデルの方が高い評価である傾向が確認された。続いて、正規性が確認されなかった E および H に対して、対応関係のある Wilcoxon の符号付順位検定を実施した。いずれの項目においても、Mode 間での有意差は認められなかった。

#### 4. 3 アンケート評価

本研究で用いた実験後アンケートに対してクロンバックの  $\alpha$  係数による信頼性分析を行った。分析の結果、即時自動実行モデルでは  $\alpha=0.974$ 、確認・承諾型モデルでは  $\alpha=0.871$  となり、いずれの条件においても高い内的一貫性が確認された。このことから、本アンケートは本実験におけるユーザの主観評価を安定して測定できる。

### 5. 考察

本実験では、プロアクティブな家電操作を行う即時自動実行モデル (Mode1) と、実行前にユーザ確認を行う確認・承諾型モデル (Mode2) を比較し、ユーザの主観評価に与える影響を検討した。

その結果、全ての評価項目 (A~H) において確認・承諾型モデルの方が即時自動実行モデルよりも平均値が高い傾向を示した。この結果は仮説 H4「自動実行による即時応答は利便性を高める一方で、一部のユーザには制御感の欠如として不快に感じられる可能性がある」を支持する結果であると解釈できる。

特に、確認・承諾型モデル (Mode2) ではユーザが最終的な意思決定に関与できるため、心理的な安心感や納得感が高まったといえる。

### 5. 1 認知負荷に関する考察

統計的に有意差が認められたのは G (認知負荷) について、確認・承諾型モデル (Mode2) において優位に低い値を示した。この結果は「いつ・何が実行されているかわからない」という不確実性が、ユーザに注意や緊張を生じさせていた可能性を示唆している。一方で、確認・承諾型モデルでは、実行前に確認が入ることによりシステムの挙動が明確化され、この結果は、即時自動実行モデル (Mode1) で結果として認知負荷が低下したと考えられる。これは、プロアクティブなエージェントにおいては単なる自動化よりも、説明性・可制御性を伴った設計がユーザの負担軽減に寄与することを示す重要な知見である。

### 5. 2 親近感・満足度に関する考察

A (親近感)、F (操作結果満足度) については、いずれも確認・承諾型モデルの方が高い傾向を示したものの、統計的な有意差には至らなかった。これらの結果は、仮説 2「理解してくれるという感覚の向上」および仮説 3「成功体験が信頼感を高める」という仮説を部分的に支持する傾向を示すものといえる。有意差に至らなかった要因としては、実験参加者数が 10 名と少数であった点や、各モデルの体験時間が短時間であった点、雑談会話中に家電操作が行われなかったなどの可能性が考えられる。特に信頼感や親近感といった心理的尺度は、短期間では顕在化しにくく、継続利用によって徐々に形成される側面が強いため、今後は長期利用検証が必要である。

### 5. 3 信頼・安心感に関する考察

C (信頼・安心感) においては、確認・承諾型モデル (Mode2) が即時自動実行モデル (Mode1) と比較して有意傾向を示した ( $p < 0.1$ )。この結果は、家電操作の最終決定権をユーザが保持できる設計が、システムに対する心理的な安心感の形成に寄与した可能性を示唆している。

本研究では、C (信頼・安心感) の尺度に含まれる「安全に操作してくれると感じた」「操作前の確認が安心につながった」「個人的な操作を任せてよいと感じた」といった項目が、このような可制御性・説明性の影響を反映したと考えられる。有意差には至らなかったものの有意傾向が確認されたことは、信頼感や安心感といった心理的評価が、短時間の利用では顕在化しにくい一方で、設計方針の違いによる

影響を受けやすい尺度であることを示している。

### 5. 4 タイミング適切性・総合評価に関する考察

E (タイミング適切性) および H (総合評価) については、Wilcoxon 検定において有意差は確認されなかった。これは、家電操作に関するプロアクティブな提案のタイミングそのものについては、両モデル間で明確な差としては知覚されなかった可能性を示している。本実験では、雑談会話の内容によっては家電操作に直接結びつく発話が少なかった場面もあり、提案の頻度や文脈の影響が十分に反映されなかった可能性が考えられる。以上を踏まえると、提案の「有無」よりも「実行方法 (自動か確認付きか)」の違いが主観評価に影響している可能性があると考えられる。

## 6 おわりに

本研究では、雑談会話からユーザの潜在的な家電操作意図を推定し、ユーザが感じる親和性と有用性、および親近感の変化、向上について検討した。

実験では、自動的に家電操作を行う即時自動実行モデル (Mode1) と、操作前にユーザの確認を挟む確認・承諾型モデル (Mode2) を比較した。その結果、全ての評価項目において確認・承諾型モデルの方が高い評価傾向を示し、特に認知負荷においては確認・承諾型モデルが有意に低い値を示した。結果から、プロアクティブな操作であっても、ユーザの関与や可視的な確認プロセスを伴うことで心理的負担が軽減されることが明らかとなった。

一方、親近感や信頼感といった心理的要因については有意な差は確認されなかった。これは本実験が短期的な評価であったことに起因する可能性が高く、今後は長期利用実験を通じて、プロアクティブなスマートスピーカがユーザの日常生活にどのように溶け込み、「便利なツール」から「同居人のような存在」へと認知が変化していくかを継続的に検証する必要がある。

以上より、本研究で提案したプロアクティブなスマートスピーカは、ユーザの認知負荷を低減しつつ、親和性・有用性・親近感の向上に寄与する可能性を有していることが示唆された。今後は、意図推定精度のさらなる向上や、雑談会話の自然性の改善、ユーザの性格特性に応じた提案戦略の最適化を通じて、より自然で信頼される家庭内エージェントの実現を目指す。

## 謝辞

本研究の遂行にあたり、National Pingtung University の Yen-Ting Lin 教授に多くのアドバイスを頂戴しました。記して感謝いたします。

## 参考文献

- [ 1 ] Y. Iliev et al., “A framework for smart home system with voice control using NLP methods,” *Electronics*, vol. 12, no. 5, Art. no. 116, 2023.
- [ 2 ] S. Rizo, A. Theodilato, et al., “Intelligent systems with applications,” *Intelligent Systems with Applications*, vol. 19, Art. no. 200247, 2023.
- [ 3 ] S. Li, Y. Guo, et al., “HomeBench: Evaluating LLMs in smart homes with valid and invalid instructions across single and multiple devices,” *arXiv:2505.19628v2 [cs.CL]*, May 2025.
- [ 4 ] R. Birkmose, et al., “On-device LLMs for home assistant: Dual role in intent detection and response generation,” in *Proc. 10th Workshop on Noisy and User-generated Text*, pp. 57–67, May 2025. [5] E. King, H. Yu, S. Lee, and C. Julien, “‘Get ready for a party’: Exploring smarter smart spaces with help from large language models,” *arXiv:2303.14143v1 [cs.HC]*, Mar. 2023.
- [ 5 ] 杵山祐貴,石井誠也,佐藤理史,小川浩平,人工家族 ～スマートホームからスイートホームへ～Artificial Family : From Smart home to Sweet home,HAI シンポジウム p. P-14, 2022.
- [ 6 ] "SwitchBot に つ い て,"<https://www.switchbot.jp/pages/about-us>
- [ 7 ] “Echo & Alexa(エコー&アレクサ)でできること |Amazon ” , <https://www.amazon.co.jp/b?ie=UTF8&node=5364343051>, (2023.1.14).
- [ 8 ] 清田葉, 小松孝徳: スマートスピーカからの提案がユーザの親近感を向上させる,HAI シンポジウム p. 49, 2020.
- [ 9 ] C. Bérubé, M. Nißen, et al., “Proactive behavior in voice assistants: A systematic review and conceptual model,” *Computers in Human Behavior Reports*, vol. 14, Art. no. 100411, 2024.
- [ 1 0 ] E. King, H. Yu, S. Lee, and C. Julien, “Get ready for a party: Exploring smarter smart spaces with help from large language models,” *arXiv preprint*, *arXiv:2303.14143*, Mar. 2023.
- [ 1 1 ] SwitchBot 人感センサー | スマートホーム化を

簡単に実現できるスマートセンサー - SwitchBot (スイッチ ボ ッ ト ),<https://www.switchbot.jp/products/switchbot-motion-sensor>

- [ 1 2 ] VOICEVOX\_ 無料のテキスト読み上げ・歌声合成ソフトウェア,VOICEVOX:春日部つむぎ
- [ 1 3 ] SwitchBot 防水温湿度計 - SwitchBot (スイッチ ボ ッ ト ),[https://www.switchbot.jp/products/switchbot-indoor-outdoor-meter?currency=JPY&variant=42444731515055&utm\\_source=google&utm\\_medium=cpc&utm\\_campaign=Google%20Shopping&stkn=85ef6db07253&gad\\_source=1&gad\\_campaignid=20344892290&gbraid=0AAAAABaGyoWs42vHkaqOuSjh8pQRU9fld&gclid=Cj0KCQiAiebiBhDmARIsAE8PGNKOC8NrTPkSnacUeMTJq5dCmY4TTrpd20v\\_Glnue1xmCfGvZX2HtrQaAvXDEALw\\_wcB](https://www.switchbot.jp/products/switchbot-indoor-outdoor-meter?currency=JPY&variant=42444731515055&utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=Google%20Shopping&stkn=85ef6db07253&gad_source=1&gad_campaignid=20344892290&gbraid=0AAAAABaGyoWs42vHkaqOuSjh8pQRU9fld&gclid=Cj0KCQiAiebiBhDmARIsAE8PGNKOC8NrTPkSnacUeMTJq5dCmY4TTrpd20v_Glnue1xmCfGvZX2HtrQaAvXDEALw_wcB)
- [ 1 4 ] SwitchBot ボット | スイッチ ボタンに適用 指ロボット - SwitchBot ( スイッチボット ),<https://www.switchbot.jp/products/switchbot-bot>
- [ 1 5 ] SwitchBot スマート電球 | 目に優しく,安定して作動するスマート LED 電球 - SwitchBot (スイッチボット ),<https://www.switchbot.jp/products/switchbot-color-bulb>
- [ 1 6 ] Y. Wang, Q. Yao, et al., “Generalizing from a few examples: A survey on few-shot learning,” *ACM Computing Surveys*, vol. 1, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2020.
- [ 1 7 ] T. B. Brown, B. Mann, et al., “Language models are few-shot learners,” *arXiv:2005.14165v4 [cs.CL]*, Jul. 2020.
- [ 1 8 ] C. Bartneck, D. Kulić, et al., “Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots,” *Int. J. Social Robotics*, vol. 1, no. 1, pp. 71–81, 2009.
- [ 1 9 ] S. Chiu, M. Li, Y.-T. Lin, and Y.-N. Chen, “SalesBot: Transitioning from chit-chat to task-oriented dialogues,” *arXiv preprint arXiv:2204.10591*, Apr. 2022.