

参加型センシングにおける不良回答の誘因調査 －実環境データに基づく分析

吉川 莉央¹ 松田 裕貴^{1,2,3} 大山 航平¹ 諏訪 博彦^{1,2} 安本 慶一^{1,2}

概要：参加型センシングは、ユーザ自身の端末を用いて周囲の環境情報をセンシングし共有する手法の一つである。そのため、ユーザは必ずしも正確な回答をするとは限らず、データの質がユーザ依存となるといった問題点が存在する。参加型センシングにおける不良回答発生の原因が、タスクに対するユーザの態度だけでなく、ユーザを取り巻くストレスフルな環境要因にもあると考えた。模擬環境における実験を行った結果、雑音や歩行のストレスは、誤答率を有意に上げ、歩行や時間制約によるストレスは、それぞれ回答時間を長く/短くさせることが確認された。本稿では、大学内の学生を対象とし4週間の参加型センシング実験を行うことで、この傾向が実環境でも確認できるかを調査した。本実験では、実験参加者に対し大学構内にある食堂で参加型センシングタスクを依頼した。回答に対する実験参加者の環境要因を把握するためにタスク回答中のユーザのスマートフォンから得られるデータを収集し、得られたデータを確認した結果、歩行は誤答率を有意に上げることを確認したが、雑音の誤答率への影響は示されなかった。回答時間についても環境要因との関係性は示されなかった。

1. はじめに

センシング、コンピューティング、ネットワーク機能を備えたスマートフォンやタブレット等のデバイスは爆発的に普及している。このようなデバイスの普及は、ユーザ自身の端末を用いてリアルタイムな情報を取得可能とするセンシング技術である「参加型センシング」の実現に貢献している [1], [2]。参加型センシングでは、現在地での気象情報や混雑度状況といった人の知覚を利用した情報や、GPS、カメラ、マイク、温度センサといったユーザ自身の端末に搭載されたセンサから得られる情報が取得可能である。そのため、センサの設置が不要かつ広範囲からデータの収集が可能であるといった利点がある。しかしながら、ユーザの持つスマートフォンをセンサとするために地域によってセンシング可能なデータ量が異なることや、ユーザは必ずしも正確な回答をするとは限らないため、データの質がユーザ依存となるといった問題点が存在する [3]。

Maniaci らは、オンラインアンケートにおいて、不良回答がデータの質や実験結果の統計分析に悪影響を及ぼすことを示している [4]。参加型センシングにおいても同様に、データの質を脅かす要因の一つとして不良回答が挙げられ

る。不良回答は、人が与えられたタスクに対して適切な認知コストを払わない「Satisficing (努力の最小限化)」の観点から説明されることが多い [5]。Satisficing とは、人間の認知的資源には限りがあることによってアンケート調査等において回答要求に対する努力を最小化しようとする傾向である [6]。Krosnick らは、調査への回答の際には多大な認知的努力が必要であると述べた [5], [7]。Satisficing が発生する要因の一つとして、回答に際する協力者の態度が指摘されている [8]。後上らは、スマートフォンの画面操作と Satisficing の関係性を明らかにしている [9], [10]。また、ユーザは環境要因（騒音、歩行状態など）とそれに付随する内的要因（ストレス、気分など）が組み合わさる様々な状況下でスマートフォンを使用しており、それらの要因はスマートフォンの操作に影響を及ぼす可能性が高いことが明らかとなっている [11], [12], [13]。以上を踏まえると、ユーザが不良回答をする状況（回答信頼性を低下させる状況）に陥ってしまう背景には、協力者の態度・行動の変化だけではなく、ユーザを取り巻く環境要因の影響があると考えられる（図 1）。

本研究では、環境要因が参加型センシングの回答信頼性に与える影響を調査することを目的としている。環境要因の中でも特に回答者を取り巻く環境などから与えられる「ストレス状況」に着目している。これまでの研究で、著者らは模擬環境における調査実験を行っている [14]。この

¹ 奈良先端科学技術大学院大学,

Nara Institute of Science and Technology

² 理化学研究所 革新知能統合研究センター (AIP), RIKEN AIP

³ JST さきがけ, JST PRESTO

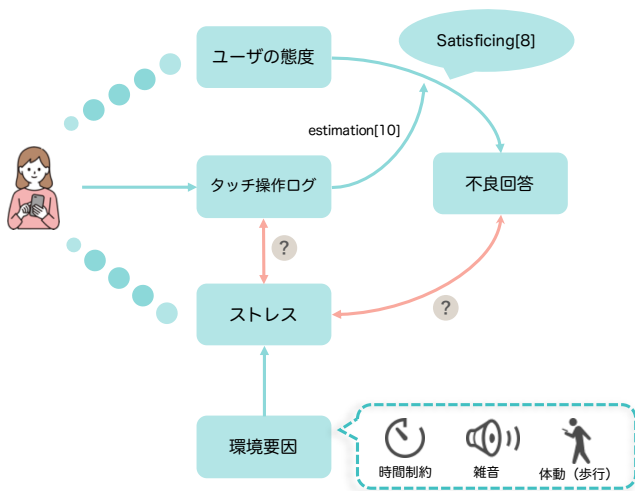


図1 本研究の着眼点

実験で、雑音や歩行のストレスは誤答率を有意に上げること、また、歩行や時間制約によるストレスはそれぞれ回答時間を長く／短くさせることが確認されている。

この結果を受け、本稿では実環境における環境要因が参加型センシングの回答信頼性に与える影響を調査するために、大学の食堂内で調査実験を行った。食堂内での調査実験では、食堂を訪れたユーザに食堂内の混雑度を問う参加型センシングタスクを課した。模擬環境における調査実験と同様、回答の信頼性を確認するためにタスクの回答の正誤を使用する。回答に対する協力者のストレス状況を把握するためのデータとして、タスク回答中のユーザのアクティビティ、周囲の雑音レベル、アプリが課す制限時間を用いた。その結果、歩行によるストレスは誤答率を有意に上げることが分かったが、雑音によるストレスの誤答率への影響は確認されなかった。また、回答時間についても環境要因との関係性は示されなかった。

本稿の構成は次のとおりである。2章では、提案手法に関連した既存研究を概説する。3章では分析枠組みについて述べる。4章で実環境における調査実験について述べ、5章で本稿をまとめる。

2. 関連研究

アンケートや参加型センシングにおける質問に対する不良回答は、社会調査を行う上で分析結果を不当に歪める要因となる。これまでの研究では、特に Web 調査において不良回答者が多いことが指摘されている。不良回答は質問紙調査において最小限の努力で回答を済ませようとする態度 (Satisficing) によって生じるとされ、その態度の検出に関する研究が取り組まれてきた。これらの研究について、2.1 節で述べる。

また、クラウドソーシングにおいて、金銭的インセンティブにより回答結果の質は向上しないということが示されている。このような、回答データの質を高めるための不

良回答抑制手法が示された研究について、2.2 節で述べる。

また、ユーザを取り巻くストレスなどの環境要因がユーザの行動に影響を与えることについても、同様に調査研究が行われているため 2.3 節にて述べる。これらの文献調査をもとに、2.4 節にて本研究の立ち位置を示す。

2.1 不良回答検出に関する研究

調査回答に際する不良回答を検出する手法には様々なものが提案されている中、Oppenheimer ら [15] は、Instructional Manipulation Check (IMC) を用いて、設問への回答の際にそれに付随する教示文を精読しない Satisficing を検出することで、回答の質の向上を目指した。Maniaci ら [4] は、Attentive Responding Scale (ARS) や、Directed Questions Scale (DQS) といった、指示違反や矛盾を問う質問を追加することによって Satisficing を検出する手法を考案した。このように、様々な Satisficing 検出手法が考案されているが、これらの方法では回答者を疑うような質問を用いるため、回答者に心理的負担を与えてしまう。その結果として、回答者のモチベーションを損なわせてしまい、不良回答を発生させる可能性がある、また、調査内容によっては回答環境や端末を制御する (例えば映像刺激を含む調査なら自宅から PC での回答を指示するなど) ことが回答の質向上に寄与する可能性がある。

そこで、後上ら [9], [10] は、オンラインアンケート回答時のスマートフォンの画面操作ログに着目し、不適切回答を高精度に検出することを試みた。画面操作ログからは、テキスト文字数、連続同一回答数、中間回答数といった既存研究で用いられていた特徴量に加え、スクロール速度、選択肢の変更回数、リッカート形式の回答時間などを回答者個人のベースラインを考慮した特徴量が不良回答検出に寄与することを示した。この結果は、スマートフォンの回答操作ログにおいて他の特徴量が不良回答検出の精度向上に寄与する可能性があることも示唆する。

このように、これまで様々な不良回答を検出するための手法が検討されてきたが、検出手法を導入することによりユーザのタスクへのモチベーション低下が懸念されるため、タスク遂行を阻まない不良回答検出手法が求められる。

2.2 不良回答抑制に関する研究

Amazon Mechanical Turk をはじめとするクラウドソーシングプラットフォームは、大規模なデータサンプルを迅速かつ安価に収集できることにより、注目が高まっている [16]。クラウドソーシングでの金銭的インセンティブが回答結果にどのように影響するかに焦点を当てた研究は多く存在し、同じタスクに対してインセンティブが高ければワーカーは増えるが結果の質は向上しないことが示されている [17], [18], [19]。一方、ボランティアは金銭的インセンティブが与えられたクラウドワーカーよりも、信頼性の高

い回答が得られることが示されているが、納期が長くなり、タスクを完了しない可能性が高いことも指摘されている。そのため、ボランティアによるクラウドソーシングは、時間的制約のあるタスクには不向きである [20], [21], [22].

2.3 ストレスが人の行動に与える影響に関する研究

行動学および心理学の分野では、様々な要因によるストレスが人間の日常生活に及ぼす影響について研究されてきた。モバイルインタラクション中においてもストレスは影響を及ぼす可能性が高い要因として特定されている [23].

Sarsenbayeva ら [11] は、Trier Social Stress Test (TSST) を用いて参加者にストレスを誘発し、3つの一般的なモバイルインタラクションタスク（ターゲット獲得、視覚検索、テキスト入力）におけるパフォーマンスに対するストレスの影響を調査した。ストレス誘発時には、ターゲット獲得タスク中のターゲットへのアクセス時間と精度、および視覚検索タスク中の完了時間はベースラインと比較して有意に減少することを示した。

Davide ら [24] は、人間のストレスレベルを測定するためのアプローチとして、非侵襲的にデバイスからデータ（タッチ操作、タッチ精度、タッチ強度、タッチ時間、ユーザの移動量、加速度）を取得し、ストレスのない環境とストレスの影響を受ける環境（デバイスの振動、大音量で不快な音、デバイスの予期しない動作）でのタスク実行時の結果を比較した。結果、ストレスは加速度、タッチの最大・平均強度、ユーザの移動量及び認知能力に影響を及ぼすことが示された。

また、Schilbach ら [25] は、歩きながら携帯電話を操作する人が増加していることに着目した。モバイルインタラクションにおける重要な環境要因となり得る歩行が、タスク（ターゲット獲得、テキスト読み取り）に負の影響を与えることを示した。

2.4 本研究の立ち位置

従来の不良回答に関する研究は、与えられたタスクに対する人の態度に着目したものが中心となっているが、外界からのストレス（環境要因）の影響は考慮されていない。本研究で取り扱う参加型センシングにおいては、回答の正確性が人の態度だけでなく環境要因にも強く影響を受けることが想定される。そこで、本稿では参加型センシングのタスク実行時にユーザに与えられているストレスとタスクの遂行パフォーマンスを比較することで、環境要因が参加型センシングの回答に及ぼす影響を調査する。

3. 分析枠組み

3.1 概要

環境要因が参加型センシングに及ぼす影響を調査するために、下記に示す複数のストレス環境がユーザに加わった

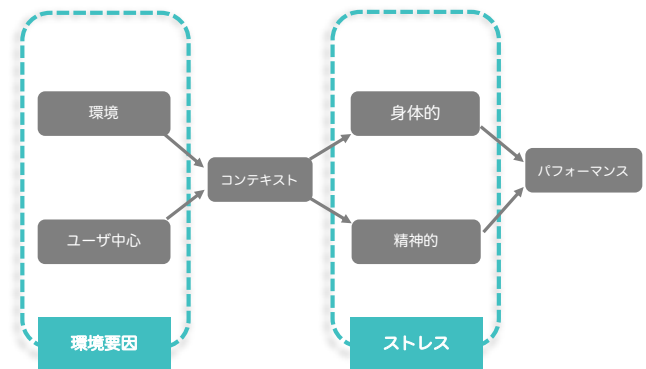


図2 本研究におけるストレスの定義

際に、回答の質や回答行動がどのように変化するかについて分析することを目的とする。以降では、実験の分析枠組みの詳細について述べる。

3.2 ストレスの定義

本研究で扱うストレスの定義を図1に示す。実験で回答を行うコンテキストは、場所や時間、温度、雑音レベル、輝度といった「環境」と、ユーザが実行しているアクティビティやユーザ自身のプロフィール（年齢、性別、社会的地位、性格など）といった「ユーザ中心」の要素からなる。これらの環境要因は、「身体的・精神的」な要素に影響を与えると考え、本研究では「身体的・精神的」な要素をストレスと定義することにする。ストレスは参加型センシングタスクを遂行する上で、タスクパフォーマンスを下げる阻害要因となると考えた。

3.3 ストレス環境条件の設定

本実験では、3種類の異なるストレス項目（時間制約がある中での回答、雑音のある環境下での回答、歩きながらでの回答）の組み合わせからなる8種類のストレス環境条件を設定した。

■ 時間制約によるストレス

一般に、時間制約はあらゆるタスクをこなす上でのストレスになることが知られている。参加型センシングでは、赤信号での待ち時間や人との待ち合わせ場所での待機時間といった僅かな時間において、刻一刻と変わる街の状況（本稿での想定シナリオでは道路を歩行する人の情報）を観測し報告することが求められるため、時間的な制約が厳しいと考えられる。このことから、時間制約を1つ目のストレス項目として取り入れる。

■ 雑音によるストレス

関連研究 [26] より、都市騒音は参加者に否定的に認識されており、多くの参加者が騒音により気が散るとコメントしており、タスクパフォーマンスに悪影響を及ぼすことが指摘されている。参加型センシングでは、ユーザはタスクを実施している間、絶え間なく街の喧騒やその他不快な雑

音に晒され続ける状況が想定される。このことから、雑音を2つ目のストレス項目として取り入れる。

■ 体動（歩行）によるストレス

関連研究 [25] より、モバイルデバイスを使ったインタラクションの際、歩行がタスク（ターゲット獲得、テキスト読み取り）のパフォーマンスに悪影響を及ぼすことが示されている。本稿で想定している参加型センシングシナリオにおいては、ユーザは徒歩で移動中であることから、移動とタスクを同時にこなすことが考えられる。このことから、歩行を3つ目のストレス項目として取り入れる。

3.4 仮説（リサーチクエスチョン）

本研究におけるリサーチクエスチョンは、「環境要因は参加型センシングの回答信頼性に影響を与えるのか？」である。関連研究に基づき、ストレス環境下でのタスクパフォーマンスについて、次のような仮説を設定する。

仮説1： 与えられるストレス環境条件によって、タスク誤答率が変化する

仮説2： 与えられるストレス環境条件によって、回答時間が変化する

上記の仮説を検証するため、本稿では次に示す2つの評価指標を用いる。

■ タスク誤答率

本実験において与えるタスクは、ある空間に滞在している人の人数を報告する（詳細は4.3節を参照）という意に正解が定まる問題を設定しているため、タスク誤答率は回答信頼性に直結する指標といえる。

■ 回答時間

関連研究 [11] より、ストレスを感じたユーザはタスクを急ぐことが示されてされており、タスクを急いだ結果タスク遂行パフォーマンスを低下させることが明らかとなっている。そこで本実験では、回答時間についても評価指標として取り扱うこととする。

4. 実環境における調査実験

4.1 実験概要

模擬環境における実験結果が実環境においても同様となるか調査するため実験を行った。実験参加者は大学院生の男女14名（性別：男性13名・女性1名）、実験期間は、2021年11月30日～12月24日までの4週間である。実験参加者は、事前説明を受け、実験参加への同意書を提出した上で実験に参加しており、事前説明の際に回答信頼性に関する調査として説明すると回答に影響があるため、参加型センシングに関する調査であることのみ説明を行った。実験終了後に再度、回答信頼性についての実験であったことを説明し、改めて実験参加への同意を確認している。なお、本研究は奈良先端科学技術大学院大学人を対象とする研究に関する倫理審査委員会の承認を受け、書面により



図3 食堂内の様子

本人から実験参加の同意を得た後に実施した（承認番号：2020-I-16）。

4.2 実験の環境

実験フィールドは、学内の中でも比較的人の往来・滞在が多く、分析枠組みで設定したストレス環境条件を与えることが可能な奈良先端科学技術大学院大学の大学食堂を選択した。食堂内の様子を図3に示す。実験参加者は、実験開始前に各自の持つAndroid端末またはiOS端末に実験用の参加型センシングアプリをインストールしている。本アプリを通じて、次節で詳述するセンシングタスクが依頼される。なお、食堂にきた実験参加者に参加型センシングタスク依頼するために、iBeacon機能を有するビーコンデバイスを食堂内に設置し、本アプリでスキャンする方式を採用している。本研究で取り扱う3種類のストレス項目のうち、「雑音」と「歩行」の状態については、参加者のデバイスから得られる回答時の周囲の雑音の大きさ、アクティビティ（Walking・Still）を用いることとした。なお、雑音は65dB以上を騒音ありと判定することとし、アクティビティはiOS/Android両方でユーザの活動認識を行うためのパッケージ（activity_recognition_flutter）を利用し取得した。もうひとつのストレス項目である「時間制約」については、参加者それぞれの状況をデバイスから検知することが難しいことから、模擬実験と同様にアプリ上で提示する形を採用した。

4.3 センシングタスク設定

本実験で依頼するタスクは、「アプリ上に提示された食堂内のエリア（図4）にいる人の数をカウントし、アプリから送信する」である。なお、食堂内を2ヶ所のエリア（食堂①、食堂②）に分割し、ランダムな順序にて提示した。与える環境条件は模擬環境と同様、分析枠組みで設定した3種類の異なるストレス項目（時間制約・雑音・歩行）の有無の組み合わせによる $2^3 = 8$ パターンを想定している。時

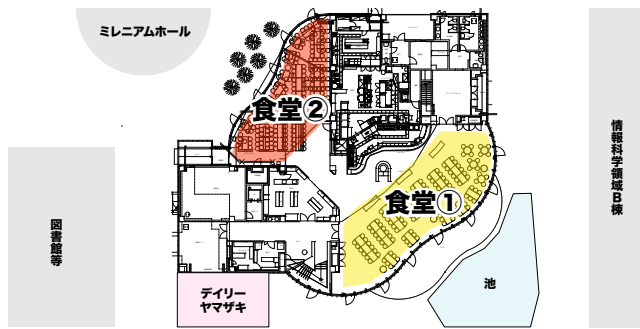


図4 食堂内のエリア区分

問制約は食堂内の人数が多い時間帯でもぎりぎり回答可能な時間を予め調査し、30秒と設定した。時間制約の有無はランダムでアプリ上で残り時間を表示した。正解値には、実験フィールドである食堂内に設置された、三次元 LiDAR センサから取得したデータを解析し、動体検知・位置把握が可能である混雑度センシングシステム「ひとなび^{*1}」から得られるデータをとした。ひとなびで用いている三次元 LiDAR センサの詳細を表1に示す。

4.4 実験手順

手順1) 参加者への事前説明

週2日以上食堂を利用している人を条件に学内のメーリングリストで参加者を募り、集まった参加者に事前説明を行なう。研究概要と研究目的の説明後、参加者に研究への参加への同意書に署名してもらう。次に、実験で使用するアプリケーション（以降、実験アプリ）のインストール手順・操作説明を行なった後、実験開始日までにインストールするよう促す。

手順2) タスク回答の流れ

食堂に来た参加者を対象に参加型センシングタスクを実施する。参加者は、食堂が営業している月から金曜日の11時から13時・18時から20時の間でそれぞれ1回ずつ、1日に最大2回まで回答することができる。実験アプリ上での操作手順を図5および以下に示す。

- (A) 食堂内に来た参加者の実験アプリに通知が来る。通知メッセージをタップすることで、画面(B)に遷移する。
- (B) 初回のみ、参加者ごとの識別子であるユーザID設定をこの画面で行う。Start ボタンを押すと実験が開始され、画面(C)に遷移する。
- (C) タスク回答画面。時間制約がある時は時間制約(残り時間)が赤色の数値として表示される。タスク毎にランダムで変わるカウント対象のエリアを確認し、タスクを遂行する。Submit ボタンを押すことで回答を提出したら画面(D)のダイアログが表示される。

^{*1} <https://www.hulix-tech.com/hitonavi>

表1 混雑度センシングシステムに用いる三次元 LiDAR センサ

型番	YVT-35LX-F0	YVT-35LX-FK
設置台数	4	2
設置箇所	食堂①	食堂②
メーカー	HOKUYO	
水平走査角度	210°以上、ピッチ6°、精度±0.125°	
垂直走査角度	40°(-5~35°)、精度±2°	



図5 食堂実験のインターフェース

- (G) タスク完了ダイアログが表示され、実験が終了する。OK ボタンを押すことでタスクが終了する。

手順5) 事後アンケート・実験後同意書

実験期間が終了した後、ストレス環境条件が参加型センシングのタスクに及ぼす影響についての主観評価を行ってもらうために、事後アンケートを実施する。ストレス環境が参加型センシングタスクに与える影響を調査するための実験であったことを説明し、実験参加への同意を再度確認する。

4.5 実験の結果

本章では、ストレスが参加型センシング参加者に与える影響について実環境で実験を行った結果を示す。

4.5.1 評価指標に対する分析結果

本節では、評価指標に対する分析結果について述べる。

三種類のストレス項目による影響を検証するために、各評価指標に対し3要因の分散分析を行う。分析にあたっては、得られたデータ202件から、ストレス項目の値あるいは正解値のいずれかが欠損している無効なデータと、回答値・正解値のいずれかが10未満のデータ(少ない誤差が過大に評価されることを避けるため)を取り除いた87件を分析対象とする。87件の分布を図6に示す。混雑度センサから得られた値の誤差を許容するため、混雑度センサの値と比較し0.75倍から1.25倍までに当てはまる回答値を正解とする。有効なデータ87件を時間制約・雑音・歩行の有無の組み合わせによる8パターンに分けた際それぞれの回答数と正解率、回答時間を表2に示す。

分散分析による誤答率の各要因の平均値を図7に示す。

表 2 各パターンに該当する回答数と誤答率

	ストレス			回答数	誤答率		回答時間	
	時	音	歩		平均	標準偏差	平均	標準偏差
パターン 0	✓	✓	✓	27	0.667	0.480	23.778	12.577
パターン 1	✓	✓	-	8	0.625	0.518	14.000	10.797
パターン 2	✓	-	✓	9	0.667	0.500	15.667	5.477
パターン 3	✓	-	-	1	0.000	-	20.000	-
パターン 4	-	✓	✓	29	0.586	0.501	25.552	14.655
パターン 5	-	✓	-	7	0.286	0.488	31.714	45.014
パターン 6	-	-	✓	5	0.800	0.447	16.000	2.828
パターン 7	-	-	-	1	0.000	-	20.000	-

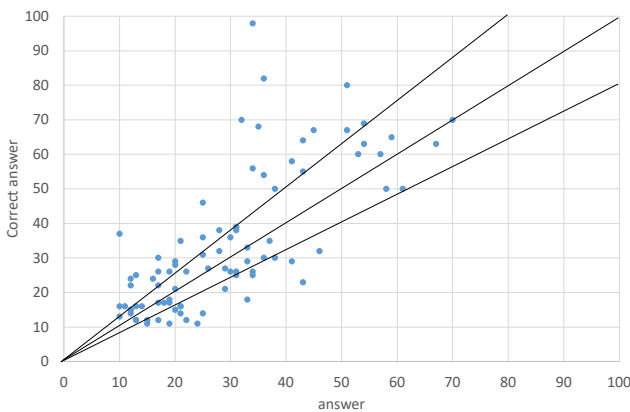


図 6 回答値と正解値（混雑度センサから得られた値）の分布

分散分析の結果、誤答率について歩行による主効果（5%有意）を確認している。また、交互作用はいずれも確認されなかった。この結果は、歩行によるストレスによって誤答率に差異が生じることを示している。すなわち、歩行のストレスは、誤答率を上げることを明らかにしている。

また、分散分析による回答時間の各要因の平均値を図 8 に示す。分散分析の結果、回答時間については有意差を確認できなかった。

4.5.2 事後アンケート（主観評価）による分析結果

実験参加者 14 名の事後アンケートの結果を表 3 に示す。参加者それぞれに「時間制限のある中で回答した場合、回答に支障・影響を与えましたか？」という質問を行った。本実験においては雑音と歩行は指示・制御していない、かつ時間制限のように実験アプリ画面に明示しているわけではないため参加者が状況を記憶していない可能性が高い。そのため、これら雑音と歩行の項目については事後アンケートで問わないこととした。選択肢は、各回答に対する回答者数を表している。また、全く支障・影響がなかったを 1、とても支障・影響があったを 4 とし、全回答者の回答を平均した値をスコアとして示している。

結果として、とても/少し支障・影響があったと回答した人より、全く/あまり支障・影響がなかったと回答したの方がやや多くなった。模擬環境における実験の主観評価の

表 3 事後アンケート結果（時間制限のある中で回答した場合、回答に支障・影響を与えましたか？）

選択肢				平均スコア
全く支障・影響がなかった (1)	あまり支障・影響がなかった (2)	少し支障・影響があった (3)	とても支障・影響があった (4)	
4 (28.6%)	8 (28.6%)	12 (28.6%)	8 (14.3%)	2.28

結果と比較すると、時間制約のあるパターン 0・1・2・3 のうち、複数のストレス環境条件が重なり合わないパターン 3 の場合 (2.4) 平均スコアはほぼ同等となった。この結果から、実環境における実験での時間制約は、模擬環境における実験での複数のストレス環境条件が加わった場合ほど回答に支障・影響を与えなかったことが確認できる。

4.6 考察

本実験の結果および事後アンケートの結果から、模擬環境と同様に実環境においても、環境要因によっては回答に支障・影響を及ぼすことが示唆された。模擬環境、実環境の両方で共通することとして、歩行によるストレスが誤答率を有意に上げることが確認された。一方、実環境における実験では、雑音が誤答率に関係しない結果となった。これは、食堂内での雑音レベルが模擬環境における雑音レベルより大幅に低く、回答者によって支障・影響にならなかった可能性がある。また、実環境における実験では環境を制御することができないため、環境要因の組み合わせによっては該当する回答数が極端に少ないものもあった。今後は、長期間に渡る継続的な実験を行うことで実験サンプルおよび環境要因の組み合わせを十分収集に確保し、これらの関係について分析を行う。

5. おわりに

本研究では、参加型センシングにおける不良回答発生の原因が、タスクに対するユーザの態度だけでなく、ユーザを取り巻くストレスフルな環境要因にあるという仮説の下、大学構内にある食堂における混雑度を題材とし、学生を対象とした 4 週間の参加型センシング実験を通じた調査を実施した。

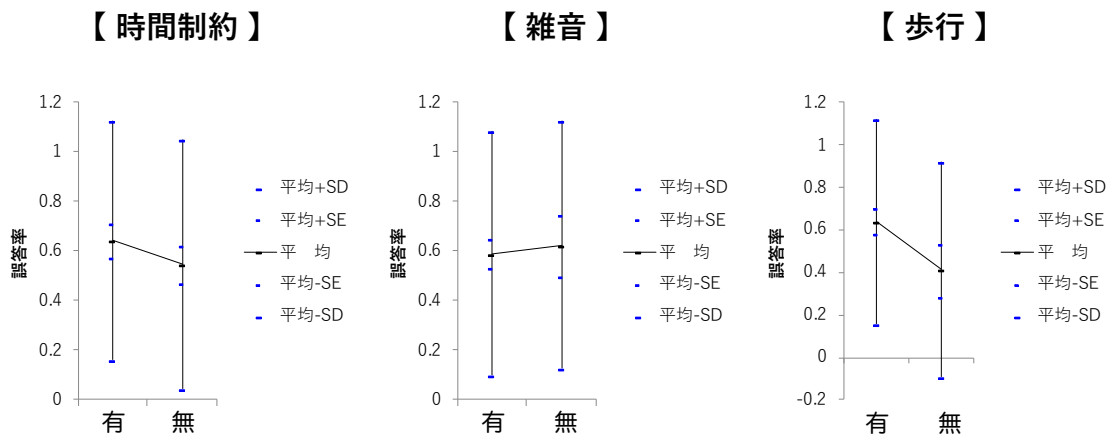


図7 分散分析の結果 (誤答率)

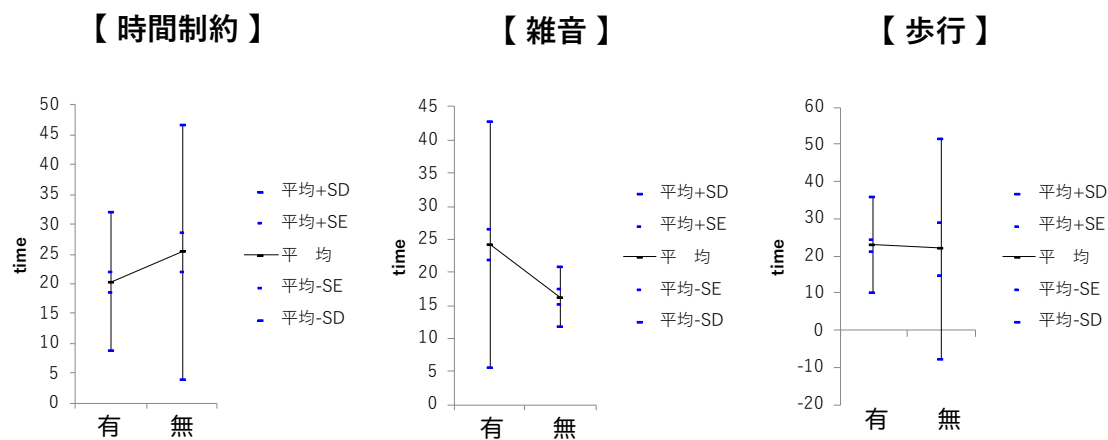


図8 分散分析の結果 (回答時間)

3種類のストレス項目による影響を検証するため、分析枠組みで検討した各評価指標に対し3要因の分散分析を行った結果、誤答率について歩行による主効果を確認した。また、事後アンケートで、時間制約のある中で回答した場合、回答に支障・影響を与えましたか?といった質問を行った。その結果、とても/少し支障・影響があったと回答した人より、全く/あまり支障・影響がなかったと回答した人の方がやや多くなった。

今後は実験を再度行うことでデータ数を増やし、環境要因(時間制約・雑音・歩行)によるストレスがそれぞれの程度加わった場合に不良回答が発生するか調査する必要がある。また、本実験では時間制約・雑音・歩行の三種類を取り上げて実験を行ったが、ユーザごとの性格(普段から真面目な人の場合不良回答が少ない)や、勉強疲れや育児疲れといった長期の観点でのストレスを考慮するなど、新たな実験設定を模索することで不良回答検出に向けて取り組む。

謝辞 本研究の一部は、JST さきがけ (JPMJPR2039) の助成を受けて行われたものです。

参考文献

- [1] Jeffrey A Burke, Deborah Estrin, Mark Hansen, Andrew Parker, Nithya Ramanathan, Sasank Reddy, and Mani B Srivastava. Participatory sensing. *Workshop on World-Sensor-Web*, 2006.
- [2] Andrew T. Campbell, Shane B. Eisenman, Nicholas D. Lane, Emiliano Miluzzo, and Ronald A. Peterson. People-centric urban sensing. In *Proceedings of the 2nd Annual International Workshop on Wireless Internet, WICON '06*, p. 18–es, 2006.
- [3] 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.
- [4] Michael R Maniaci and Ronald D Rogge. Caring about carelessness: Participant inattention and its effects on research. *Journal of Research in Personality*, Vol. 48, pp. 61–83, 2014.
- [5] Jon A Krosnick. Response strategies for coping with the cognitive demands of attitude measures in surveys. *Applied cognitive psychology*, Vol. 5, No. 3, pp. 213–236, 1991.
- [6] Herbert A Simon. Rational choice and the structure of the environment. *Psychological review*, Vol. 63, No. 2, p. 129, 1956.
- [7] Jon A Krosnick, Sowmya Narayan, and Wendy R Smith. Satisficing in surveys: Initial evidence. *New Directions for Evaluation*, Vol. 1996, No. 70, pp. 29–44, 1996.

- [8] 三浦麻子, 小林哲郎. オンライン調査における努力の最小限化 (satisfice) を検出する技法: 大学生サンプルを用いた検討. *社会心理学研究*, p. 0932, 2016.
- [9] 後上正樹, 松田裕貴, 荒川豊, 安本慶一. オンラインアンケートにおける不適切回答自動検出に向けた回答操作ログの統計分析. *日本データベース学会和文論文誌*, Vol. 20-J, pp. 1–7, 2022.
- [10] Masaki Gogami, Yuki Matsuda, Yutaka Arakawa, and Keiichi Yasumoto. Detection of careless responses in online surveys using answering behavior on smartphone. *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 53205–53218, 2021.
- [11] Zhanna Sarsenbayeva, Niels van Berkel, Danula Hettiachchi, Weiwei Jiang, Tilman Dingler, Eduardo Velloso, Vassilis Kostakos, and Jorge Goncalves. Measuring the effects of stress on mobile interaction. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 3, No. 1, pp. 1–18, 2019.
- [12] Mayank Goel, Leah Findlater, and Jacob Wobbrock. Walk-type: using accelerometer data to accommodate situational impairments in mobile touch screen text entry. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 2687–2696, 2012.
- [13] Ensar Arif Sağbaşı, Serdar Korukoglu, and Serkan Balli. Stress detection via keyboard typing behaviors by using smartphone sensors and machine learning techniques. *Journal of medical systems*, Vol. 44, No. 4, pp. 1–12, 2020.
- [14] Rio Yoshikawa, Yuki Matsuda, Kohei Oyama, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Analysis of the effects of cognitive stress on the reliability of participatory sensing. In Takahiro Hara and Hirozumi Yamaguchi, editors, *18th EAI International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services, MobiQuitous '21 Workshop*, pp. 634–649, 2022.
- [15] Daniel M Oppenheimer, Tom Meyvis, and Nicolas Davidenko. Instructional manipulation checks: Detecting satisficing to increase statistical power. *Journal of experimental social psychology*, Vol. 45, No. 4, pp. 867–872, 2009.
- [16] Winter Mason and Siddharth Suri. Conducting behavioral research on amazon’s mechanical turk. *Behavior research methods*, Vol. 44, No. 1, pp. 1–23, 2012.
- [17] Qi Li, Fenglong Ma, Jing Gao, Lu Su, and Christopher J Quinn. Crowdsourcing high quality labels with a tight budget. In *Proceedings of the ninth acm international conference on web search and data mining*, pp. 237–246, 2016.
- [18] Andrew Mao, Ece Kamar, Yiling Chen, Eric Horvitz, Megan E Schwamb, Chris J Lintott, and Arfon M Smith. Volunteering versus work for pay: Incentives and tradeoffs in crowdsourcing. In *First AAAI conference on human computation and crowdsourcing*, 2013.
- [19] Winter Mason and Duncan J Watts. Financial incentives and the” performance of crowds”. In *Proceedings of the ACM SIGKDD workshop on human computation*, pp. 77–85, 2009.
- [20] Yolanda Gil, Felix Michel, Varun Ratnakar, Matheus Hauser, Christopher Duffy, Hilary Dugan, and Paul Hanson. A task-centered framework for computationally-grounded science collaborations. In *2015 IEEE 11th International Conference on e-Science*, pp. 352–361, 2015.
- [21] Ria Mae Borromeo, Thomas Laurent, and Motomichi Toyama. The influence of crowd type and task complexity on crowdsourced work quality. In *Proceedings of the 20th International Database Engineering & Applications Symposium*, pp. 70–76, 2016.
- [22] Sabirat Rubya, Joseph Numainville, and Svetlana Yarosh. Comparing generic and community-situated crowdsourcing for data validation in the context of recovery from substance use disorders. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–17, 2021.
- [23] Zhanna Sarsenbayeva, Niels van Berkel, Chu Luo, Vassilis Kostakos, and Jorge Goncalves. Challenges of situational impairments during interaction with mobile devices. In *Proceedings of the 29th Australian Conference on Computer-Human Interaction*, pp. 477–481, 2017.
- [24] Davide Carneiro, José Carlos Castillo, Paulo Novais, Antonio Fernández-Caballero, and José Neves. Multimodal behavioral analysis for non-invasive stress detection. *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, No. 18, pp. 13376–13389, 2012.
- [25] Bastian Schildbach and Enrico Rukzio. Investigating selection and reading performance on a mobile phone while walking. In *Proceedings of the 12th international conference on Human computer interaction with mobile devices and services*, pp. 93–102, 2010.
- [26] Zhanna Sarsenbayeva, Niels van Berkel, Eduardo Velloso, Vassilis Kostakos, and Jorge Goncalves. Effect of distinct ambient noise types on mobile interaction. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 2, No. 2, pp. 1–23, 2018.