フリマアプリでの商品説明文の作成における人・AI協働の基礎検討

藤原 未雪† 中條麟太郎†† ハウタサーリアリ†††

† 株式会社メルカリ mercari R4D 〒106-6118 東京都港区六本木 6-10-1 †† 東京大学 大学院学際情報学府 〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1 ††† 東京大学 大学院情報学環 〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1 E-mail: †mfujiwara@mercari.com, ††{chujo,ari}@nae-lab.org

あらまし フリマアプリは、個人が中古品を売買する手段として広く普及している。売り手が出品する時に商品説明文を作成する必要があり、買い手の購入意欲を高めるような文章作成をしたいという意識も想定されるが、それが出品者の負担となっている。本研究では、大規模言語モデル(LLM)を活用したフリマアプリの商品説明文の作成支援に着目し、LLMの支援が、商品説明を書く際の出品者の体験や説明文の品質に対する印象、商品の価値にどのような影響を与えるかについての基礎検討を行った。

キーワード 大規模言語モデル, ChatGPT, 商品説明文, フリマアプリ

Exploring Human-AI Collaboration in Creating Product Descriptions for Flea Market Apps

Miyuki FUJIWARA[†], Rintaro CHUJO^{††}, and Ari HAUTASAARI^{†††}

† Mercari R4D; Mercari, Inc. 6–10–1 Roppongi, Minato-ku, Tokyo, 106-6118 Japan †† Graduate School of Interdisciplinary Information Studies, The University of Tokyo 7–3–1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-0033 Japan

††† Interfaculty Initiative in Information Studies, The University of Tokyo 7–3–1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-0033 Japan

E-mail: †mfujiwara@mercari.com, ††{chujo,ari}@nae-lab.org

Abstract Flea market applications have become widely used as a platform for individuals to buy and sell second-hand goods. When listing items for sale, sellers are required to create product descriptions. While it can be assumed that sellers aim to craft descriptions that enhance buyers' purchase intentions, this process often imposes a burden on the sellers. This study focuses on supporting the creation of product descriptions for flea market applications by utilizing large language models (LLMs). We conducted a foundational investigation into how LLM-based assistance impacts the seller's experience when writing descriptions, their impressions of the quality of the descriptions, and their perception of the product's value.

Key words Large Language Models, ChatGPT, Product Description, Flea Market Apps

1. はじめに

「メルカリ」 (注1) に代表される CtoC (Customer to Customer) 取引のフリマアプリでは、個人が出品者として不用品や中古品を販売する際、商品情報(写真や説明文)の作成や価格設定、購入希望者とテキストメッセージで価格交渉などを行う必要がある[1]。従来の研究では、出品者と購入者のコミュニケーションや購入者の購買意図に注目した技術的支援がある。前

者には、未知の相手と非対面かつ非言語的手がかりが少ないテキストベースのコミュニケーションから生じる不安や不確実性[2],[3]を軽減する目的で、非言語的手掛かりとして、相手が好むコミュニケーションスタイルを提示するインターフェースの提案がある[1]。後者には、フリマアプリ上でのLLMベースシステムによる商品説明文の自動カスタマイズが、購入者の購買意図や商品に対する印象にどのような影響を及ぼすかについての検討がある[4]。しかし、フリマアプリ上で出品者を支援する方策に関する学術研究は極めて乏しい。出品者は購入者の購買判断を支える商品情報を独力で提供する必要があ

(注1): https://jp.mercari.com/

るが、特に初心者ユーザにとってそれは困難である (注2)。従来の (BtoC型の) EC においては、Zhang ら [5], [6] が EC サイト上の商品説明文を自動生成する 2 つのシステムを提案しているほか、Fukumotoら [7], [8] は自動生成された商品説明文の品質を評価する手法を提案している。その一方で、CtoC型のフリマアプリにおける商品説明文の執筆支援については十分な研究がない。日本のフリマアプリ大手であるメルカリや Yahoo!フリマ (注3)では、LLM を用いて商品説明文作成を支援する機能がすでにリリースされているが、この機能が出品者の体験や商品価格、二次流通市場全体にどのような影響を及ぼすのかは明らかになっていない。例えば、AI を介したコミュニケーションに関する最近の研究では、LLM ベースの支援が執筆者の自信や言語表現の改善に寄与しうる一方で、人間と AI の協働執筆は冗長性や不自然な表現を生む可能性があり、非真正性や技術依存過多への懸念も生じうることを示唆している [9]。

そこで本研究では、フリマアプリの商品出品プロセスにおいて人間と AI が商品説明文を協働作成する際、出品者の行動と体験にどのような影響を及ぼすかを探求する。この問題を解決するため、LLM を用いた支援の設計が異なる状況で、参加者がフリマアプリ上で中古品を出品するシナリオを模擬した実験を行った。実験結果から、出品者が感じる作業負荷、商品説明文に対する所有感や満足度、AI 支援が価格設定に与える影響、そして商品説明文の協働執筆における心理的側面やプロセスについて検討する。

2. 関連研究

近年、LLM を用いた人間と AI の協働的な文章執筆は幅広 い場面での応用が進んでいる[10]。創造的な文章作成の支援 ([6] など) や学術的な文章の執筆([11] など)、さらには特定 の領域に特化した文章支援ツール([12]など)などがある。人 間と AI の協働的執筆システムが普及するにつれ、LLM と共に 執筆する際の社会的ダイナミクスや心理的側面の研究も進ん でいる。中心的テーマの一つに、この支援システムがどの程 度、人間の執筆者が感じる主観的な負荷を軽減するかがある。 これについて、人間と AI の協働によって、執筆者が自らのア イデアを文章化するための労力が軽減された結果、全体的な 負荷が低減される傾向があり[13]、執筆者が作業を再開する際 に課される負荷の低減も可能である[14]。近年の研究は、標準 的な AI 統合型エディタと比較して、執筆者への負荷が低いイ ンターフェースの開発にも注目している[14]。しかし、執筆品 質や生産性において肯定的な結果が得られたにもかかわらず、 AI アシスタント設計間の比較において執筆者の主観的負荷に 有意な差が見られなかったということも報告されている[15]。

3. 研究課題

上記の背景を踏まえ、本研究の主要な目的は、フリマアプリの商品出品プロセスにおいて人間と AI が商品説明文を協働作

(注2): https://about.mercari.com/press/news/articles/20240910_aisupport/

(注3):https://paypayfleamarket.yahoo.co.jp/

成する際、出品者の行動と体験にどのような影響を及ぼすかを 探求することである。特に、商品説明文の作成プロセスに焦点 を当て、LLM ベースの AI アシスタントを用いて商品説明文を 書く際に生じる諸要因についての研究課題と仮説を設定する。

まず、人間と AI の協働的な文章執筆と主観的負荷に関する先行研究では、結果が一致していない点が指摘されている [13]~ [15]。これを踏まえ、第一の研究課題を以下のように定めた。

RQ1: 人間と AI の協働は、フリマアプリ上で商品説明文を執筆する際の出品者の主観的負荷にどのような影響を与えるか。

先行研究によれば、LLM 出力に対して編集可能な状況では、 執筆者がテキストに対してより高い満足感を得る可能性が示 唆されている[16]。これに基づき、商品説明文においても同様 の効果が期待できると考え、以下の仮説を立てた。

H1: 自動生成された LLM 出力を出品者が編集できる場合、商品説明文に対する満足度は高まる。

また、人間と AI の協働が商品価格設定に対する出品者の満足度に影響を与えるかどうかも検討したい。そのため、以下の研究課題を設定した。

RQ2: 人間と AI による商品説明文の協働執筆は、出品者が設定する商品の価格に対する満足度にどのような影響を与えるか。

さらに、商品説明文編集への関与度が高いほど、完成したテキストに対する所有感が高まるという傾向が先行研究で示唆されている[17],[18]。これに基づき、以下の仮説を立てた。

H2: 自動生成された LLM 出力を出品者が編集できる 場合、出品者が作成した商品説明文に対する所有感 は高まる。

Fuら(2024)は、AIを介したコミュニケーションにおいて、ユーザが LLM で生成されたメッセージの非真正性から来る罪 悪感(guilt)を抱くことを報告している[9]。これを踏まえ、フリマアプリの出品者が、商品説明文への関与度が低いほど、AI による説明文生成を不正直と感じ、AI 利用に対する罪悪感を強く抱くと仮定した。

H3: 商品説明文作成プロセスへの関与度が高いほど、 出品者は作成された商品説明文をより正直であると 評価する。

H4: 商品説明文作成プロセスへの関与度が低いほど、 出品者は AI 支援利用に対する罪悪感を強く感じる。

Draxler ら(2024)は、人間と AI の協働執筆において、AI が関与していることを明示する「ラベル」を付すべきか否かについて著者に問い、その結果、ラベル使用には賛否両論の議論があることを報告した [17]。よって、本研究では、フリマアプリ上の出品者が商品説明文における AI 関与開示をどのように捉

えるかを探究するため、以下の研究課題を設定した。

RQ3: 商品説明文作成における AI 関与を開示するラベルの有無は、出品者の主観的体験にどのような影響を与えるか。

最後に、フリマアプリは商品の売買行為が本来の目的であるため、人間と AI の協働執筆が商品の設定価格(出品者が最初に設定する価格)に影響を及ぼすかどうかを検討する。よって、以下の研究課題を設定した。

RQ4: 人間と AI による商品説明文の協働執筆は、出品者による商品の価格設定に影響を与えるか。また、与える場合、それはどのような影響か。

4. 実 験

LLM ベースの支援がオンラインフリマアプリ上の出品者の体験にどのような影響を与えるかを検証するため、オンラインで実験を実施した。実験では、フリマアプリ上での商品説明文作成を模擬する4つのタスクを準備し、これらを自力執筆先行条件と自動生成先行条件に分けた。さらに、Draxlerら(2024)の先行研究[17]に基づき、フリマアプリ上の商品説明文作成において AI 関与を開示することが、出品者の視点からどのような影響を及ぼすかを検討するため、執筆プロセスでのAI 関与度合いを示す3種類のラベル(「この文章は人間が書きました」「この文章は AI によって書かれました」)を導入した。本実験は、第一および最終著者が所属する機関の倫理審査委員会の審査・承認を経ており、2024年8月18日から8月29日にかけて実施した。

4.1 参 加 者

本実験では、日本のリクルート企業を通じて 42 名の参加者 を募集した (男性 20 名、女性 22 名、平均年齢 37.34 歳、標準 偏差 8.93)。募集段階で、参加者にはオンラインフリマアプリ での商品の売買経験および LLM などの生成 AI ツール利用経験のある人に限定した。1 名の参加者はソフトウェアエラーにより全タスクを完了できず、データ解析から除外したため、最終的な分析対象は 41 名のデータとなった。実験開始時に参加者からインフォームドコンセントを得た。参加者は本研究について事前知識を有しておらず、参加に対して 6000 円の謝礼がリクルート企業を通じて支払われた。

4.2 手 続 き

実験はオンラインで実施された。参加者は実験担当者が待機する Google Meet に接続し、実験参加に関する同意を行った。

次に参加者はフリマアプリを模した実験アプリ上で、2種類の商品を「販売」するタスクを行った。各参加者には、実際に自分が使用したことがあり、かつ愛着のある2つの商品を事前に用意するよう指示した。ただし、実際に販売は行わず、あくまで実験上のシミュレーションであることを明示した。実験タスク開始時、参加者は販売したい商品を撮影(注4)し、実験ア

プリにアップロードし、商品名を入力した。その後、(1)「できるだけ高い価格で売る」ことを目標とした商品説明文の作成、(2) 販売価格の設定を行うよう求められた。この手順は後述の通り、各参加者について2回行った。なお本研究では、参加者の内省的情報を詳細に記録することを目的として、参加者に実験中に考えたことを発話しながら作業してもらう、思考発話法[19]を導入した。

参加者は商品説明文の執筆条件として、男女比を均等に割り振る形で、自力執筆先行条件または自動生成先行条件のいずれかにランダムに割り当てられた。

自力執筆先行条件では、参加者は商品の写真アップロードおよび商品名の入力後、最初は AI の関与なし(100% Human)で商品説明文を書くよう求められた。その後、説明文作成と価格設定を終えた後、LLM によって編集提案が提示され、参加者はこれをそのまま利用(コピー&ペースト)する、編集して利用する、または無視するといった選択を行い、その上で2回目の商品説明文作成と価格設定を行った(Human-AI)。最後に、アップロードした商品写真に基づき LLM が生成した商品説明文(100% AI)を提示し、3回目の価格設定を行った。

自動生成先行条件では、参加者はまずアップロードした商品写真に基づいて LLM が生成した商品説明文(100% AI)を確認した後、価格を設定した。その後、同一の AI 生成商品説明文が再度提示され、参加者はそれを自由に編集して価格を再度設定する(AI-Human)という手順を踏んだ。

自力執筆先行条件および自動生成先行条件の両条件において、参加者は「AI 関与ラベル有り」と「AI 関与ラベル無し」の手続きを1回ずつ経験した(参加者内計画)。販売する商品は条件ごとに異なり、AI 関与ラベル有無の順序は参加者間でカウンターバランスした。すなわち、各参加者は2つの商品を販売するシナリオを体験し、自力執筆先行条件では合計6つの商品説明文(各商品につき3回)、自動生成先行条件では合計4つの商品説明文(各商品につき2回)を経験した。

各タスク終了後、参加者はオンライン質問票に回答した。質問紙は、日本語版 NASA-TLX の6つの下位尺度[20],[21]と、先行研究[9],[17],[22] および予備実験でのインタビュー調査で得た知見に基づいて設計された質問項目(注5)で構成された。最後に半構造化インタビューに参加した。

(注5):質問紙の項目は以下の通り。各 10 段階評価(1=まったくない、10=極めてある)で回答させた。

- 文章作成に対する満足度はどのくらいですか?(文章満足度)
- つけた価格に対する満足度はどのくらいですか?(価格満足度)
- ・ どのぐらい自分の文章だと思いますか? (所有感)
- 完成した商品説明文は、どのぐらい正直に書いていると思いますか? (正直さ)
- 出品者として、AI を活用して書いたことに対する罪悪感がありますか? (罪悪感)
- 「この文章は人間が書きました」「この文章は AI と一緒に書きました」「この文章は AI によって書かれました」というラベルがつく場合、(あなたは) どのぐらい満足感があると思いますか? (ラベル満足度)
- 上記ラベルの必要性はどのぐらいあると思いますか? (ラベル必要性)

(注4):参加者に個人の特定につながる情報が写真に写らないように指示した。

実験所要時間は、自力執筆先行条件で約 90 分、自動生成先 行条件で約 80 分であった。



図1: 実装した Web アプリケーション (Human-AI タスク)

4.3 Web アプリケーションの実装

本実験のために、オンラインフリマアプリのインターフェースを模擬した Web アプリケーションを開発した(図 1)。本アプリケーションでは、OpenAI 社の GPT-40^(注6)を API から利用した^(注7)。本アプリケーションは、10 名の日本人参加者を対象とした予備実験から得たフィードバックをもとに反復的に開発を行った。インターフェース上部には、参加者が出品した商品の写真と商品名が表示される(各参加者は 2 種類の商品写真と商品名を用意した)。参加者はテキストフィールドにキーボード入力で商品説明文を記載し、その後、ページ下部で価格を入力した。実験中、参加者が編集可能だったのは、常にこの2つのフィールドのみであり、100% AI および AI-Human タスクでは LLM が生成した商品説明文テキストが「商品説明」欄に直接入力されていた。AI 関与度合いを示すラベルは、「商品説明」フィールドの右下に表示した。図1 は、Human-AI タスクにおける LLM 提案インターフェースの例を示している。

5. 結 果

5.1 作業負荷

主観的負荷スコア(0-100)は、日本語版 NASA-TLX の 6 つ

(注6): https://openai.com/index/hello-gpt-4o/

(注7): GPT-4oへのプロンプトは以下の通りである。

プロンプト 1(100% AI、写真入力時): 添付した画像の商品を、フリマアプリで出品したいと思っています。この商品は $\{$ ここに商品名を追加 $\}$ です。売れやすいように魅力的な商品説明文を 400 字程度で書いてください。落ち着いたトーンで書いてください。読みやすい構成で書いてください。フリマアプリの商品説明文として適切な長さにしてください。絵文字や markdown 記法は使わないでください。

プロンプト2 (Human-AI 提案用): フリマアプリで売りたい物があって商品説明文を書きました。売れやすくなるように、もっといい文章にしたいです。改善部分を抽出して、それに対して、改善案を提案してください。提案は最大でも4つまでにしてください。商品名は変更してはいけません。結果は、「元の表現」と「提案」の2列を持つCSVだけを出力してください。

###

{ここに商品説明文を追加}

の下位尺度の回答の平均を用いて分析した。商品説明文作成時における AI 支援が出品者の主観的負荷に与える影響を検討するため、タスクおよび AI 関与ラベルの有無を参加者内要因とした二元配置分散分析(ANOVA)を行った。

自力執筆先行条件における分析結果では、タスク(100% Human vs. Human-AI vs. 100% AI)について有意な主効果が認められた(F[2,38]=4.22,p<.05)。下位検定の結果、100% Human タスクと比較して、Human-AI タスクの負荷が有意に少なかった(p<.05)。一方、AI 関与ラベル(有無)については有意な主効果は認められず(F[1,19]=0.00,p=1.00)、両者の交互作用効果も認められなかった(F[2,38]=0.48,p=.62)。

自動生成先行条件では、タスク(100% AI vs. AI-Human)について有意な主効果が認められ(F[1,20]=6.26,p<.05)、AI-Human タスクの負荷が低下した。一方、AI 関与ラベル(有無)については有意な主効果はなく(F[1,20]=0.03,p=.86)、両者の交互作用効果も有意ではなかった(F[1,20]=1.23,p=.28)。

5.2 満足度、所有感、正直さ、および罪悪感

次に、AI 支援が商品説明文作成時の出品者の満足度、所有感、正直さ、そして AI 活用に対する罪悪感に与える影響を検討するため、タスクおよび AI 関与ラベルの有無を参加者内要因とする二元配置分散分析(ANova)を行った。

自力執筆先行条件 (図 2a) では、文章満足度 (F[2,19] = 11.66, p < .05)、所有感 (F[2,19] = 92.69, p < .05)、正直さ (F[2,19] = 30.64, p < .05)、罪悪感 (F[2,19] = 31.28, p < .05) についてタスクの主効果が認められたが、価格満足度については有意差はなかった (p > .05)。AI 関与ラベル(有無)の主効果およびタスク× AI 関与ラベルの交互作用は、いずれの比較においても有意ではなかった (p > .05)。

自動生成先行条件 (図 2b) では、文章満足度 (F[1,20] = 44.80, p < .05)、所有感 (F[1,20] = 61.65, p < .05)、正直さ (F[1,20] = 64.04, p < .05)、価格満足度 (F[1,20] = 6.08, p < .05) について、タスク(100% AI vs. AI-Human)、罪悪感 (F[1,20] = 38.06, p < .05) の主効果が有意であり、いずれも AI-Human タスクの方が 100% AI タスクより高い評価が得られた。AI 関与ラベル(有無)の主効果およびタスク× AI 関与ラベルの交互作用は、いずれの比較においても有意ではなかった (p > .05)。

以上より、H1、H2、H4 は支持された。すなわち、出品者が文章執筆・編集プロセスにより関与するほど、商品説明文に対する満足度と所有感は高まり、AI 活用による罪悪感は低下した。しかし、H3 は部分的な支持に留まった。100% Human タスクと Human-AI タスク間で正直さの評価に統計的有意差が認められず、AI による提案が人間執筆テキストの正直さに対する評価を大きく左右しないことが示唆される。

これらの結果は、RQ2 についても部分的な回答を与える。 すなわち、自力執筆先行条件では、人間と AI の協働が価格満 足度に有意な影響を与えることはなかった。しかし、自動生 成先行条件で、出品者が AI 生成商品説明文の編集に関与する 場合には、価格に対する満足度が有意に高まることが示され た。また RQ3 について、執筆プロセスにおける AI 関与を開

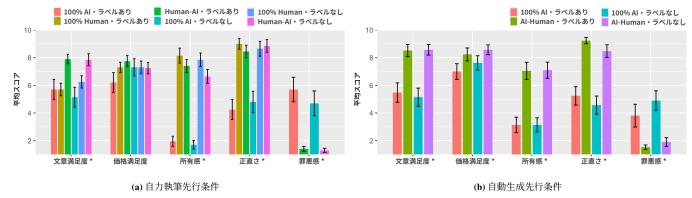


図 2: 質問紙の各項目の平均スコア。エラーバーは標準誤差を示す。タスクの主効果が見られた項目に*をつけた。

示するラベルの有無は、商品説明文作成タスク時の出品者の 主観的負荷や主観的体験に有意な影響を及ぼさなかった。

5.3 商品説明文を通じた AI 協働が価格設定に与える影響

RQ4 に回答するため、思考発話法のデータに基づき、自力執筆先行条件および自動生成先行条件における商品価格の変化と、その変化理由を分析した。ベースライン価格は、それぞれ「100% Human」タスク(自力執筆先行条件)および「100% AI」タスク(自動生成先行条件)で設定した価格とした。その後、各後続タスクで商品の価格が上昇したか、低下したか、または変更がなかったかを算出した(表 1 参照)。

自力執筆先行条件では、参加者が AI 提案を用いて商品説明 文を編集した後、価格上昇が 7/40 件、価格変更なしが 33/40 件、価格低下は 0/40 件であった。価格を引き上げたすべての 参加者は、AI が提示した表現によって商品がより高級に見えたことを理由に挙げた(「ちょっと値段を上げた。AI がラグジュアリーなクラッチバッグと提案してくれたから」ID15)。一方、価格を変更しなかった主な理由は、「テキスト上の小さな変更は価格に影響しない」(ID5) と感じたためであった。

また、参加者が 100% AI 生成の説明文を提示された後、100% Human タスク時と比較して、価格上昇が 20/40 件、価格変更なしが 10/40 件、価格低下が 10/40 件であった。参加者は、AI 生成のテキストは商品の品質を誇張していると感じつつも、フリマアプリではより売れやすくなると考えた(「テキストが素晴らしい […] 設定価格よりも高く売れる」ID1)。逆に、元の価格より下げた参加者は、「テキストに嘘があった」(ID9)や「読みづらいテキストだから」(ID17)と述べた。価格変更なしの理由としては、「良いテキストだけど、やや大げさ」(ID21)や、既に商品特性に基づいて価格を決定している点を挙げた。

自動生成先行条件では、AI-Human タスクで参加者が AI 生成の商品説明文を編集した後、価格上昇が 21/42 件、価格変更なしが 16/42 件、価格低下が 5/42 件であった。価格上昇の一般的な理由は、参加者が AI 生成テキストから情報の省略や追加ができたことである(「発送方法に気を使っていることや、個人的な情報を追加できた」ID56)。一部の参加者は、AI 生成テキストを編集することで信頼性が高まったと述べ、商品の価格を引き上げた(「間違いを修正できた。これで相手は信頼してくれると思う」ID51)。さらに、販売する商品への愛着や

AI 生成テキストを編集する手間が価格引き上げの理由として言及された(「言葉選びに時間がかかったから、少し価格を上げた。やはり愛着のある [品物] だから」ID60)。一方、価格を下げた理由は、参加者が AI 生成テキストに商品の状態の悪さなどを追加したためである。また、価格を変更しなかった理由は、テキストがどのように書かれていても商品の実態は変わらないと考えたためである。

表 1: 商品価格の変化

タスク	(1) Human-AI / 100% Human	(2) 100%AI / 100% Human	(3) AI-Human / 100% AI
価格上昇	7	20	21
価格変更なし	33	10	16
価格低下	0	10	5

6. 考 察

6.1 フリマアプリに AI 支援を導入することの潜在的なト レードオフ

先行研究[13],[14]と整合的に、本研究結果は、出品者がLLM 生成の説明文を編集できる設計によって、「パフォーマンスが 高まった」「フラストレーションが低下した」という認知に基 づく主観的負荷低減が達成されることを示した。

しかし、AI 共著者への過度な依存は、社会的手抜き(social loafing)を招く可能性がある [23], [24]。出品者は低リスクの環境(例えば、親しい人へのカジュアルなメール)に比べ、金銭的取引を伴い、コミュニケーション的に高リスクの環境であるフリマアプリでは AI 共著者により多く依存する可能性がある [9]。したがって、本研究結果の主観的負荷の低下は、出品者が生成テキストと向き合わずに「AI に丸投げ」する行動を反映している可能性もある。本研究の出品者が AI 生成商品説明文を編集した理由の分析から、フリマアプリの出品者は、商品の所有者のみが知りうる情報を付加し、事実誤認を修正するなど、内容の正確性担保に尽力する必要があることが示唆された。出品者が AI 生成テキストを編集する際に社会的手抜きが生じないよう、プラットフォーム設計者は、文章の品質低下を防ぐための安全策を講じ、出品者が最終的な商品説明文

に関与するよう促す必要がある。一方で、100%Human タスクと Human-AI タスク間における「正直さ(Honesty)」に差が見られないという結果(H3)からは、出品者が AI から改善提案を受け取る協働的システムは、社会的手抜きを抑制する上で有効な手段となりうることが示唆される。

さらに興味深いことに、本研究結果は、人間と AI の協働が中古品の価格設定に影響を与える可能性も示している(RQ4)。思考発話法によるデータから、出品者は LLM が生成した魅力的な説明文に触れることで、商品の価格評価を再調整したり、生成テキストの編集に費やした労力を価格に反映したりする可能性も示唆された。また、出品者が LLM 生成の説明文を編集可能な場合、価格設定に対する満足度が高まること(RQ2)も併せて示された。

6.2 デザイン上の示唆

本研究結果および参加者へのインタビューに基づき、オンラインフリマアプリ上における人間と AI の協働的な執筆支援に関して、3 つのデザイン上の示唆を提案する。

「社会的手抜き」への対策設計: 出品者が商品の掲載プロセスに関与し続けるよう、プラットフォーム設計者は AI 協働執筆インターフェースに安全策を組み込むべきである。たとえば、「内容を確認した」というチェックボックスを編集画面に追加したり、システムが編集回数を自動的に追跡したり、所有者のみが知りうる情報が掲載前に追加されているかを確認したりする仕組みである。

より豊かな AI 関与ラベルの設計: 出品者が文章作成に関する自身の貢献度を主張できるよう、AI 関与ラベルに人間の貢献度を示すパーセンテージを付与すると、ラベルの価値が高まる可能性がある。

非母語話者を支援する人間-AI 協働設計: LLM ベースの支援で非母語話者が出品しやすくするように思えるが、出品者は生成テキスト中の事実誤認を見抜くスキルも必要である。CtoCフリマアプリが越境で広がる中、プラットフォーム設計者は言語支援ツールの落とし穴にも留意すべきである。

7. 今後の課題

本研究は、LLM ベースの AI 支援が出品者の体験に及ぼす影響に注目したが、今後は購入者側の体験にも焦点を当てる必要がある。オンライン CtoC 市場の性質を考えれば、購買意図 [4] や人間と AI の協働が中古品への印象にどのような影響を与えるかを検討することが重要である。また、商品説明文作成への AI 関与を開示するラベルについては、購入者の視点からも検討し、LLM ベースのシステムが CtoC 市場全体にどのような変化をもたらすかを明らかにすることが求められる。

謝辞

本研究は、株式会社メルカリ R4D とインクルーシブ工学連携研究機構との共同研究である価値交換工学の成果の一部である。

文 献

[1] M. Fujiwara, et. al., "Exploring the effects of displaying preferred communication styles during price negotiations on flea market apps,"

- IEICE technical report 2023-12-HCGSYMPO, article A-6-5, 2023.
- [2] W.B. Gudykunst, "Toward a theory of effective interpersonal and intergroup communication: An anxiety/uncertainty management (AUM) perspective," In R. L. Wiseman & J. Koester (Eds.), Intercultural Communication Competence, pp.33–71, Sage Publications, Inc, 1993.
- [3] W.D. Gudykunst, "Anxiety/uncertainty management (AUM) theory: Current status.," In R. L. Wiseman (Ed.), Intercultural Communication Theory, pp.8–58, Sage Publications, Inc, 1995.
- [4] T. Maseki, et. al., "Exploring the impressions formed from age-specific product descriptions generated by chatgpt," IEICE technical report MVE2023-55, vol.123, pp.75–80, 2024.
- [5] T. Zhang, et. al., "Automatic generation of pattern-controlled product description in e-commerce," The World Wide Web Conference, p.23552365, WWW '19, ACM, 2019.
- [6] X. Zhang, et. al., "Automatic product copywriting for e-commerce.," AAAI, pp.12423–12431, AAAI Press, 2022.
- [7] K. Fukumoto, et. al., "Method for evaluating quality of automatically generated product descriptions," Proc. ACM SoICT, pp.52–58, 2022.
- [8] K. Fukumoto, et. al., "Comparison of deep learning models for automatic generation of product description on e-commerce site," Proc. ACM iiWAS, pp.223–231, 2022.
- [9] Y. Fu, et. al., "From text to self: Users' perception of aimc tools on interpersonal communication and self," Proc. ACM CHI, article 977, 2024.
- [10] M. Lee, et. al., "A design space for intelligent and interactive writing assistants," Proc. ACM CHI, article 1054, 2024.
- [11] D.R.D. Marzuki, et. al., "The impact of ai writing tools on the content and organization of students' writing: Efl teachers' perspective," Cogent Education, vol.10, no.2, article 2236469, 2023.
- [12] R. Arakawa, et. al., "Catalyst: Domain-extensible intervention for preventing task procrastination using large generative models," Proc. ACM CHI, article 157, 2023.
- [13] O.C. Biermann, et. al., "From tool to companion: Storywriters want ai writers to respect their personal values and writing strategies," Proc. ACM DIS, pp.1209–1227, 2022.
- [14] M. Reza, et. al., "Abscribe: Rapid exploration & organization of multiple writing variations in human-ai co-writing tasks using large language models," Proc. ACM CHI, article 1042, 2024.
- [15] P.S. Dhillon, et. al., "Shaping human-AI collaboration: Varied scaffolding levels in co-writing with language models," Proc. ACM CHI, article 1044, 2024.
- [16] J. Kim, et. al., "Metaphorian: Leveraging large language models to support extended metaphor creation for science writing," Proc. ACM DIS, pp.115–135, 2023.
- [17] F. Draxler, et. al., "The ai ghostwriter effect: When users do not perceive ownership of AI-generated text but self-declare as authors," ACM Trans. Comput.-Hum. Interact., vol.31, no.2, article 25, 2024.
- [18] A. Yuan, et. al., "Wordcraft: Story writing with large language models," Proc. ACM IUI, pp.841–852, 2022.
- [19] I. Abas, et. al., "Exploring the writing process of indonesian eff students: The effectiveness of think-aloud protocol," Advances in Language and Literary Studies, vol.7, pp.171–178, 2016.
- [20] S.G. Hart, et. al., "Development of NASA-TLX (task load index): Results of empirical and theoretical research," Advances in psychology, vol.52, pp.139–183, Elsevier, 1988.
- [21] S. Haga, et. al., "Japanese version of NASA task load index: Sensitivity of its workload score to difficulty of three different laboratory tasks. (in Japanese)," The Japanese Journal of Ergonomics, vol.32, no.2, pp.71–79, 1996.
- [22] M. Jakesch, et. al., "AI-mediated communication: How the perception that profile text was written by AI affects trustworthiness," Proc. ACM CHI, article 239, 2019.
- [23] T. Luther, et. al., "Teaming up with an AI: Exploring human—AI collaboration in a writing scenario with ChatGPT," AI, vol.5, no.3, pp.1357–1376, 2024
- [24] B. Latan, et. al., "Many hands make light the work. the causes and consequences of social loafing," Journal of Personality and Social Psychology., vol.37, no.6, pp.822–832, 1979.