

短期的および長期的な戦略を組み込んだ接客対話システムの構築

Constructing a Sales Dialogue System Incorporating Short-term and Long-term Strategies

鈴木 理央^{1*} 銭本 友樹¹ 東中 竜一郎¹

Rio Suzuki¹ Yuki Zenimoto¹ Ryuichiro Higashinaka¹

¹ 名古屋大学大学院情報学研究科

¹ Graduate School of Informatics, Nagoya University

Abstract: 接客を行う対話システムの研究は数多く行われているが、既存研究では推薦や質問といった行動単位での最適化に留まり、長期的な戦略に基づく接客は実現されていない。本研究では、接客対話データを収集し、店員役の発話に戦略アノテーションを付与した。そして、これらの戦略を長期戦略と短期戦略に分類し、両者を組み込んだ接客対話システムを構築した。人間との対話実験および第三者評価を通じて、長期・短期戦略の組み込みによる効果の検証を行った。

1 はじめに

人間と自然言語で会話を行うコンピュータである対話システム [1] は、近年、実サービスにおいて普及が進んでいる。対話システムの応用例の一つとして、人間のユーザに対してアイテムを推薦する接客対話システムに関する研究が数多く行われている [2, 3]。これらの研究では、推薦を機械的に行うのではなく、人間の店員が行うような戦略的な推薦を実現することで、ユーザ満足度を向上させることの重要性が指摘されている。

この一方で、既存の接客対話システム研究の多くは、推薦や質問といった行動単位での最適化に主眼を置いており、人間の店員が暗黙的に用いているような戦略単位での最適化については、十分に検討されているとは言えない。また、人間の意思決定やマーケティングなどの他分野に目を向けると、異なる時間幅に基づく視点を併存させて意思決定を行うという考え方が一般的である。たとえば Daw らは、人間の意思決定において、将来状態を明示的に展開しない即時的な選択過程と、将来を見越して選択を行う計画的な過程とが併存することを報告している [4]。このことからすると、既存の研究は、単一の時間軸上で定義された行動の最適化にとどまっており、戦略そのものを短期・長期といった異なる時間幅に基づいて明示的に分離し、併存させる枠組みには至っていないと言える。

そこで本研究では、まず接客対話データセットを収集し、接客場面において人間の店員が用いる戦略を分

析・整理することで、異なる時間軸に基づく戦略を分離して扱うことの重要性を明らかにする。次に、ユーザ発話直後の 1 発話のみを対象とする短期的な戦略、数発話にわたって最適化を行う長期的な戦略、さらには対話全体を通して永続的に機能する定常的な戦略という異なる時間スケールの戦略を使い分ける接客対話システムを構築する。最後に、構築したシステムと人間のユーザとの対話評価実験を行い、時間軸の異なる戦略を導入することの有用性を検討する。

2 関連研究

戦略的にアイテムを推薦する接客対話システムに関する研究は数多く存在する。

Kang らは、ユーザの過去履歴に基づく静的な推薦の課題に対し、2 人の人間が協力して目標を達成するデータセット GoRecDial を構築した [5]。Liu らは、推薦と質問応答など複数タイプの対話を通じて能動的に推薦目標を達成するデータセット DuRecDial を提案した [3]。Deng らは、複数の対話目標やトピックを通じて能動的に対話を進めるマルチゴール対話型推薦システム (MG-CRS) において、Seq2Seq やプロンプトベース学習を活用し、全てのタスクを統一モデルで処理できる UniMIND を提案した [6]。Li らは、LLM に知識検索エージェントとゴール計画エージェントを統合するフレームワーク ChatCRS を提案し、ドメイン特化知識の活用と能動的なゴール誘導を改善した [7]。

しかし、既存研究の多くは、行動単位で定義された最適化に基づき、行動列の選択や並び替えを行うにとど

*連絡先: 名古屋大学大学院情報学研究科
〒464-8601 名古屋市千種区不老町
E-mail: suzuki.rio.t9@s.mail.nagoya-u.ac.jp

まっており、各行動の背後に存在する「戦略」という単位での制御や最適化は行われていない。さらに、戦略を異なる時間スケールに基づいて区別し、明示的に扱う枠組みも十分に検討されていない。本研究では、時間スケールの異なる複数の戦略を組み込んだ接客対話システムを構築し、人間のユーザとの対話実験を通じて、満足度や理解しやすさなどの複数の主観的評価指標に基づいた評価および分析を行う。

3 戦略収集

人間が接客対話において利用する戦略を明らかにするため、接客対話を収集し、店員役の発話について戦略のアノテーションを行った。ここでは、接客対話データセット、データセットを利用した戦略収集実験、戦略収集結果および分析について述べる。

3.1 接客対話データセット

本研究では、Zoom を用い、人間の客と店員による模擬対話を行う接客対話データセットを収集した。結果として、10 個の商品カテゴリを含む 240 対話の Zoom 映像および音声データを取得した。1 対話は約 15 分であり、すべての発話は書き起こされている。

3.2 戦略収集実験

本研究では、多くの人間にとって馴染みのある商品カテゴリを対象とするのが望ましいと考え、スマートフォンと化粧水のドメインの対話に着目して戦略を収集した。その際、戦略の定義を「店員がより良い接客対話を行うために、特に工夫しているポイント」と定めた。これは、より具体的なポイントとして以下に分解される。

- 店員が商品をわかりやすく説明するために工夫しているポイント
- 店員が質問において工夫しているポイント
- その他、客が接客を快適に感じるように工夫しているポイント

クラウドソーシング¹を用い、戦略を大規模に収集した。具体的には、接客対話データセットの一部をクラウドワーカーに提示し、店員がどのような戦略を用いているかを自由記述形式で記述させた。その際、各戦略と、その戦略が用いられている発話をすべて対応付け

¹<https://crowdworks.jp/>

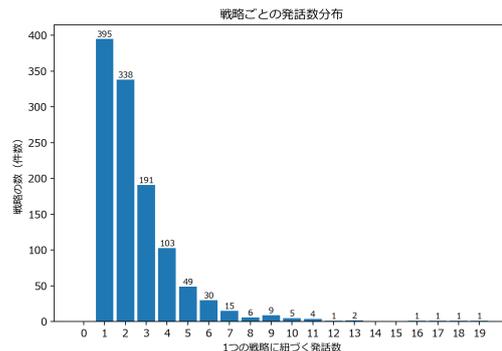


図 1: 各戦略における使用発話数の分布 (スマートフォン対話)

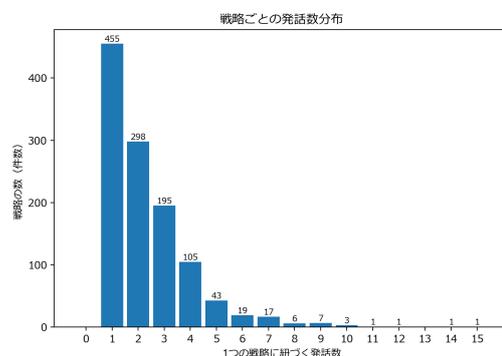


図 2: 各戦略における使用発話数の分布 (化粧水対話)

るよう指示した。最終的に、1 ドメイン当たり 1152 個の戦略、合計で 2304 個の戦略が収集された。例えば、「いらっしゃいませ。アクセスいただきありがとうございます。いまーす。」という発話に対し、「客が来店時に挨拶とお礼をして客の気分が良くなる雰囲気づくりをしている。」という戦略が紐づけられた。また、「今日はスマートフォンをお探してよろしいでしょうか?」および「ちなみに今お使いのスマートフォンってあの iPhone と Android どちらをお使いですか?」などの複数の発話に対して「客が欲しい機種の確認や客に合った機種を探して案内する親しみやすさがある。」という戦略が紐づけられた。

3.3 戦略収集の分析

収集した戦略について、それらが短期的に使用される戦略か、あるいは長期的に使用される戦略かという時間的構造の観点から分析を行った。具体的には、各戦略に紐づけられた発話の個数に着目し、2 発話以上にわたって使用されている戦略がどの程度存在するかを調査した。

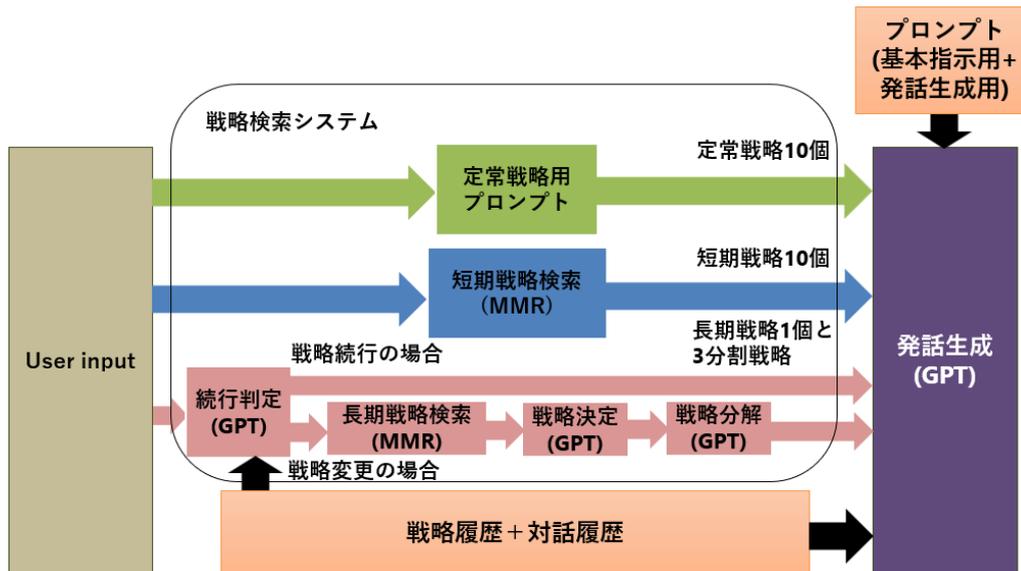


図 3: 構築する接客対話システムの概要図

スマートフォン対話における各戦略の使用発話数の分布を図 1 に、化粧水対話における各戦略の使用発話数の分布を図 2 に示す。いずれのドメインにおいても、2 発話以上にわたって使用されている戦略が 60%以上を占めており、これは直後の 1 発話のみに用いられる短期的な戦略だけでなく、複数発話にわたって使用される長期的な戦略が多く存在することを示している。さらに、5 発話以上にわたって使用されている戦略も一定数確認され、対話全体を通して継続的に用いられる定常的な戦略も存在すると考えられる。この分析から、本研究では短期・長期・定常戦略の 3 種類を想定し、これらに対話システムに組み込むこととする。

4 接客対話システムの構築

本研究で提案する接客対話システムの概要を図 3 に示す。本システムは、ユーザ発話、戦略履歴および対話履歴を入力として受け取り、戦略を検索し、発話を生成する。本研究では、短期戦略（「指紋認証ができることの便利さを印象付けた。」など）・長期戦略（「お客様の悩みを聞きだして、その解決策を提案する。」など）・定常戦略（「頻繁に相槌を打っている」など）の 3 種類を想定し、それぞれに対して異なる検索システムを実装した。

定常戦略については、代表的な戦略を 10 件あらかじめ固定して与える。

短期戦略および長期戦略については、対話状況に応じて動的に戦略のプール（前節で収集したもの）から戦略を選択する。短期戦略の検索には、クエリとの関連

性を保ちつつ多様性を考慮した検索を可能とする手法である Maximal Marginal Relevance (MMR) [8] を用い、10 件の戦略を取得する。長期戦略の検索プロセスは、(1) 戦略の続行判定、(2) MMR による戦略候補の絞り込み、(3) 戦略の選択、(4) 戦略の分割の 4 段階から構成される。まず、現在使用している戦略を継続するか否かを判定する。戦略を変更する場合には、短期戦略と同様に MMR を用いて戦略候補を 10 件に絞り込む。次に、これらの候補の中から最適な戦略を 1 件選択する。最後に、選択した戦略を 3 つのステップに分割し、発話生成に用いる。

なお、本研究で使用する大規模言語モデル (LLM) として、OpenAI の gpt-5-2025-08-07² を採用した。また、推論深度のパラメータには medium を用いた。

5 対話評価実験

構築した接客対話システムを用いて、人間のユーザとの対話実験および評価を行った。ここでは、対話実験の概要を述べるとともに、その結果について述べる。また、短期・長期・定常戦略の組み合わせによる効果を検証する。なお、本実験については、名古屋大学において倫理的な観点からの審査を経ている。

5.1 対話実験

対話実験では、人間のユーザに接客対話システムとの対話を行ってもらい、その対話ログを収集した。比較

²<https://platform.openai.com/docs/models/gpt-5>

対象とするシステムは、使用する戦略が異なる以下の5つのシステムとした。

ベースライン 戦略を一切与えないシステム

定常 定常戦略のみを与えるシステム

短期 短期戦略と定常戦略を与えるシステム

長期 長期戦略と定常戦略を与えるシステム

全入れ 短期戦略・長期戦略・定常戦略のすべてを与えるシステム

人間のユーザはクラウドソーシングを通して募集した。各参加者は1つのシステムとのみ対話を行い、一つのシステムについて30名が対話した。結果として、1つのドメインにつき150対話を収集した。

収集したスマートフォンの対話例と、その際に使用された戦略の一部を、ベースライン、長期システムの順に、表1および表2に示す。戦略を一切導入していないベースラインであっても、顧客に対して説明や質問を積極的に行っていることが分かる。一方で、商品情報を機械的に読み上げている印象も具体例から確認できる。長期戦略を用いたシステムでは、複数発話を通じて段階的に戦略を実施していることが確認できる。なお、短期戦略を用いた対話システムでは質問や説明が局所的に具体化する傾向が見られた。また、定常戦略を用いた対話システムでは説明が比較的丁寧になり、相槌や共感表現が多く用いられる傾向が確認された。

5.2 第三者評価

対話を行った本人とは異なる人間が評価を行う第三者評価を行った。第三者評価を行う理由は、システムによって応答時間が大きく異なり、それがシステムの利用体験に影響を与えている可能性を考慮したためである。また、システム間の差分を明確にするため、2つの対話を1組として比較させるペアワイズ評価方式を採用した。

クラウドソーシングで募集したワーカーに対し、収集した対話をペアで提示し、どちらの対話が優れているかを評価させた。具体的には、以下の8つの評価指標に基づき、どちらの対話がより優れているか、あるいは同点であるかを回答させた。

- 一貫性：どちらの店員(チャットボット)の発話が、対話を通して一貫していましたか？
- 情報量：どちらの店員(チャットボット)の発話が、対話を通して十分な情報量を含んでいましたか？
- 理解しやすさ：どちらの店員(チャットボット)の発話が、対話を通して理解しやすかったですか？
- 寄り添い：どちらの店員(チャットボット)の推薦が、客(ユーザ)の気持ちや状況に寄り添っていましたか？

- 利用・購入意図：どちらの店員(チャットボット)が推薦した商品を、実際に利用・購入したいと思いましたか？
- 話運び：どちらの店員(チャットボット)の話の運び方が、対話を通して戦略的でしたか？
- 表現：どちらの店員(チャットボット)が、対話を通して表現に戦略的な工夫をしていましたか？
- 満足度：どちらの店員(チャットボット)が、満足度の高い対話をしていましたか？

本研究では、第三者によるペアワイズ評価結果の統合にBradley-Terry (BT) モデル [9] を用いた。BTモデルは、勝ち・負けのデータから、各システムの相対強度 (ability) を推定する確率モデルである。推定された ability はスケール不定性を持つため、総和が1となるよう正規化し、その対数値 (log-ability) を用いて比較を行った。log-ability を用いることで、システム間の相対的な強さを一元的かつ解釈しやすい形で比較できる。また、点推定値のみでは推定の不確実性を評価できないため、本研究では行単位の復元抽出によるブートストラップ [10] ($N = 1000$) を用い、log-ability-mean に基づいて推定値の不確実性を評価した。

両ドメインにおける全ての設問をプールした全体平均の結果を、表3および表4に示す。なお、表中の*は、ベースラインの log-ability の95%信頼区間と重ならないシステムを示す。これはBradley-Terry推定値のブートストラップ分布に基づく記述的な比較であり、厳密な仮説検定に基づく有意差を意味するものではないことに注意されたい。以降の表についても、*の表記の意味は同様である。

スマートフォン対話では、短期、長期、全入れの各システムがベースラインを上回っており、短期が最も高い log-ability-mean を示した。一方で、ベースラインに対する勝ちオッズの倍率は、短期で1.14倍、全入れで1.08倍、長期で1.04倍にとどまっており、いずれのシステムもベースラインに対して大きな差を示しているとは言い難い。

化粧水対話については、長期および全入れの両システムがベースラインを上回っていた。スマートフォン対話とは異なり、ベースラインに対する勝ちオッズの倍率は、全入れで1.42倍、長期で1.31倍と比較的大きく、スマートフォン対話よりも勝つ傾向が強いことが分かる。次に信頼区間に着目すると、長期および全入れはいずれも、ベースラインの log-ability の95%信頼区間と重ならない値を示しており、相対強度において明確な差がみられた。

以上の結果から、戦略、とりわけ長期戦略は、一定程度有効に機能していた可能性が示唆される。また、これらの傾向はドメインによって異なっており、ドメインと短期・長期・定常戦略との間に相互作用的な関係が存在する可能性も示唆される。

表 1: ベースラインの対話例 (スマートフォン対話)

店員の戦略	店員	客
なし	いらっしやいませ。	スマホの買い換えを検討していますが、おすすめはありますか？
なし	ありがとうございます。まずコスパ重視なら iPhone SE (128GB) がおすすめです。47,800 円で手になる 4.7 インチ、ホームボタンの Touch ID でロック解除や Apple Pay が素早く、安全に使えます。動画は最大 13 時間再生できるので外出先でも安心ですよ。5G や大きめ画面を重視されますか？	安いですね。今持っているのは SE ですが、バッテリーの持ちがわるいので、別の機種を考えています。

表 2: 長期戦略を用いた対話例 (スマートフォン対話)

店員の長期戦略	店員	客
なし	いらっしやいませ。	スマートフォンを探しているのですが、おすすめの機種はどれですか？
戦略:ちゃんと相手にふさわしいスマホを探すために質問をしている Step1: OS の希望 (iOS か Android) を一問で確認する, Step2: 予算の目安を一問で確認する, Step3: 回答に基づき 3 機種から最適な 1 台を提案する	ご相談ありがとうございます。おすすめはお好みや使い方で変わりますので、まず OS のご希望だけ教えてください。iPhone の iOS と Android のどちらをご希望ですか？	iPhone でお願いします。

表 3: スマートフォン対話における「全体平均」の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
短期	-1.522	-1.649	-1.397
全入れ	-1.574	-1.709	-1.448
長期	-1.609	-1.743	-1.476
ベースライン	-1.649	-1.794	-1.522
定常	-1.715	-1.856	-1.576

表 5: スマートフォン対話における「寄り添い」の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
長期*	-1.168	-1.480	-0.839
短期	-1.572	-1.958	-1.213
全入れ	-1.605	-2.023	-1.216
ベースライン	-1.990	-2.489	-1.603
定常	-2.078	-2.526	-1.699

表 4: 化粧水対話における「全体平均」の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
全入れ*	-1.341	-1.467	-1.225
長期*	-1.418	-1.546	-1.289
ベースライン	-1.692	-1.835	-1.559
短期	-1.749	-1.888	-1.622
定常	-1.996	-2.133	-1.863

表 6: 化粧水対話における「寄り添い」の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
長期*	-1.252	-1.585	-0.929
全入れ*	-1.360	-1.759	-0.974
短期	-1.578	-1.996	-1.172
定常	-1.960	-2.377	-1.584
ベースライン	-2.407	-2.942	-1.934

5.3 分析と考察

ここでは、第三者評価について、より詳細な分析と考察を行う。

まず、全設問をプールした全体平均ではなく、評価指標ごとの推定結果に基づいて、各戦略の有効性およびドメインによる影響を検証した。その結果、長期戦略が特に高い評価を獲得した指標として、「寄り添い」および「理解しやすさ」の 2 項目が確認された。本稿では、システム間で最も明確な差が観測された指標の一つである「寄り添い」を例に、詳細な分析を示す。両ドメインに対する Bradley-Terry (BT) モデルの推定結果を表 5 および表 6 に示す。

結果より、いずれのドメインにおいても長期システ

ムが最も高い相対強度を示した。さらに信頼区間に着目すると、両ドメインにおける長期および化粧水対話の全入れは、いずれもベースラインの 95% 信頼区間と重ならなかった。このことから、これらの条件においては記述的に明確な差が見られたと言える。長期システムが優れていた要因として、それぞれのユーザに合わせた対話ができているという点が挙げられる。長期戦略の、数発話をかけて最適化していくスタイルによって、より一人一人のユーザに沿った接客をできていたと考えられる。

次に、各戦略がドメインに応じてどのような影響を受けたかどうかを調査した。「満足度」において、両ドメインの結果を、それぞれ表 7 と表 8 に示す。スマー

表 7: スマートフォン対話における満足度の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
短期	-1.368	-1.713	-1.015
長期	-1.583	-1.971	-1.229
ベースライン	-1.727	-2.151	-1.371
全入れ	-1.727	-2.130	-1.344
定常	-1.800	-2.223	-1.402

表 8: 化粧水対話における「満足度」の相対強度

システム	相対強度	95% CI 下限	95% CI 上限
全入れ*	-1.126	-1.532	-0.777
長期	-1.407	-1.815	-1.059
定常	-1.933	-2.367	-1.525
短期	-1.966	-2.467	-1.519
ベースライン	-2.083	-2.591	-1.643

トフォン対話では短期が最も良い結果を示した一方で、化粧水対話では全入れが最も良い結果を示し、長期戦略を使用する2システムが特に高い評価を受けたと言える。

2つのドメインの違いとしては、スマートフォンが高関与商品であり、化粧水が比較的低関与な商品である点が挙げられる。先行研究において Petty らは、説得において受け手の関与度が情報処理のあり方に影響し、関与度が高い場合には内容の質が重視されやすく、関与度が低い場合には親しみやすさや場の雰囲気といった要因も態度形成に影響しやすいと報告している [11]。実際に、本研究でも商品の関与度に応じて、重視された項目の違いを観察することができた。スマートフォン対話では短期戦略の局所的な最適化によって、説明的な意味での満足度が重視された一方で、化粧水対話では短期戦略の効果に加えて、長期戦略のユーザのペースに合わせた最適化によって、情緒的な意味での満足度が評価された結果、このような順位になった可能性が高いと考えられる。

6 まとめと今後の課題

本研究では、接客対話データを収集し、店員役の発話に戦略アノテーションを付与した。そして、これらの戦略を短期・長期・定常戦略に分類し、これらの戦略を組み込んだ接客対話システムを構築した。人間との対話実験および第三者評価を通じて、各種戦略の効果の検証を行った。実験結果より、今後の接客対話システムの設計においては、目的やドメインに応じて3種類の戦略を使い分ける必要があると結論づけた。今後の課題として、実運用を見据え、戦略の自動収集によるアノテーションコストの低下、LLMの一部処理をより軽量の外部モジュールなどで代替することによる発話生成の高速化が挙げられる。

謝辞

本研究は、JST ムーンショット型研究開発事業、JP-MJMS2011 の支援を受けたものです。

参考文献

- [1] 東中 竜一郎. 対話システムの作り方. 近代科学社, 2023.
- [2] Raymond Li, Samira Kahou, Hannes Schulz, Vincent Michalski, Laurent Charlin, and Chris Pal. Towards deep conversational recommendations. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems*, pp. 9748–9758, 2018.
- [3] Zeming Liu, Haifeng Wang, Zheng-Yu Niu, Hua Wu, Wanxiang Che, and Ting Liu. Towards conversational recommendation over multi-type dialogs. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 1036–1049, 2020.
- [4] Nathaniel D. Daw, Samuel J. Gershman, Ben Seymour, Peter Dayan, and Raymond J. Dolan. Model-based influences on humans' choices and striatal prediction errors. *Neuron*, Vol. 69, No. 6, pp. 1204–1215, 2011.
- [5] Dongyeop Kang, Anusha Balakrishnan, Pararth Shah, Paul Crook, Y-Lan Boureau, and Jason Weston. Recommendation as a communication game: Self-supervised bot-play for goal-oriented dialogue. In *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, pp. 1951–1961, 2019.
- [6] Yang Deng, Wenxuan Zhang, Weiwen Xu, Wenqiang Lei, Tat-Seng Chua, and Wai Lam. A unified multi-task learning framework for multi-goal conversational recommender systems. *ACM Trans. Inf. Syst.*, Vol. 41, No. 3, 2023.
- [7] Chuang Li, Yang Deng, Hengchang Hu, Min-Yen Kan, and Haizhou Li. ChatCRS: Incorporating external knowledge and goal guidance for LLM-based conversational recommender systems. In *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2025*, pp. 295–312, 2025.
- [8] Jaime Carbonell and Jade Goldstein. The use of mmr, diversity-based reranking for reordering documents and producing summaries. In *Proceedings of the 21st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pp. 335–336, 1998.
- [9] Ralph Allan Bradley and Milton E. Terry. Rank analysis of incomplete block designs: I. the method of paired comparisons. *Biometrika*, Vol. 39, No. 3/4, pp. 324–345, 1952.
- [10] B. Efron. Bootstrap methods: Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, Vol. 7, No. 1, pp. 1–26, 1979.
- [11] Richard E. Petty and John T. Cacioppo. The effects of involvement on responses to argument quantity and quality: Central and peripheral routes to persuasion. *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 46, No. 1, pp. 69–81, 1984.