

ドラッグストアにおける VoC と POS の統合分析 -クレーム傾向の可視化と属性別施策の示唆 - Integrated Analysis of VoC and POS Data in Drugstores:

Visualizing Complaint Trends and Insights for Attribute-Specific Improvements

山崎 大[†] 宮下 雅貴[‡] 浅見 隆太[‡] 田中 智規[‡] 河野 俊輔[‡] 本橋 洋介[‡]

Dai Yamazaki Masaki Miyashita Ryuta Asami Tomoki Tanaka Shunsuke Kohno Yousuke Motohashi

1. はじめに

近年、ドラッグストア業界は少子高齢化や都市部への人口集中、EC 市場の拡大といった社会的背景により競争が激化しており、従来型の画一的な販売施策では顧客の獲得や維持が困難になりつつある。こうした中、購買データや顧客の声を活用し、個別ニーズに応じたサービス改善やマーケティング施策の高度化が求められている。

本研究では、ドラッグストアにおける POS データと顧客からの VoC (Voice of Customer : お客様の声) データを統合し、問合せの傾向や顧客属性との関係性を分析することで、店舗サービス改善の新たな視点を提示する。具体的には、問合せ文を LLM (大規模言語モデル) により分類、解析し、これを購買履歴と照合することで、問合せの傾向を把握することを試みる。

分析では、POS データの有無によるクレーム対応文の差異、顧客属性 (性別・年代) ごとのクレーム傾向の違いに着目し、クロス集計やコレスポネンス分析を用いて視覚的に関連性を抽出する。これにより、従来の分析では見落とされがちであった「誰が、どのような理由で不満を感じているのか」を定量的・定性的に捉えることを目指す。

本研究の貢献は以下の 3 点に要約される。

- ① POS データと VoC の統合分析手法の提示
- ② LLM を活用したクレーム情報のマルチラベル分類の実践
- ③ 顧客属性別の不満傾向の可視化と、実務応用を意識した施策提言

2. 背景

2.1 ドラッグストア業界における課題

近年、少子高齢化や都市部への人口集中、オンラインショッピングの普及などを背景に、国内のドラッグストア業界は激しい競争環境に直面している。従来、ドラッグストアは医薬品の販売に加えて、日用品や食品の品揃えによって生活密着型の店舗として成長してきたが、近年では消費者の購買行動の多様化により、画一的なマーケティング施策では顧客の獲得・維持が困難となっている。特に、顧客との接点に基づく重要な情報資源の活用が課題である。以下では、その代表的なデータである、POS データとクレームデータの活用の現状について説明する。

2.1.1 POS データの活用状況

ドラッグストア業界において POS (Point of Sale) データは、顧客の購買行動を端的に示すデータの一つであり、売上の向上、在庫管理の最適化、キャンペーン効果の評価など多岐にわたる目的で活用されている。また、近年では ID-POS 化が進み、個々の顧客の行動履歴と結びつけることで、より精緻なマーケティングが可能となった。一方で、

POS データは数値や日時、商品コードなど構造化された情報に限られるため、接客やサービスに関わる非構造的な顧客体験を捉えるには不十分であるという課題もある。さらに、POS データは「購買という結果」に関する情報には優れるものの、「購買に至るまでのプロセス」や「購買しなかった理由」といった行動背景の把握は困難である。たとえば、同一商品を繰り返し購入していた顧客が急に購買をやめた場合でも、POS データのみではその理由を特定することはできない。また、POS データには店舗スタッフの対応や陳列状況といった現場要因が反映されないため、こうした非数値情報との統合が今後の活用深化に向けた課題となる。したがって、POS データを起点としつつも、より包括的な顧客理解を目指すデータ融合の取り組みが求められている。

2.1.2 VoC の活用状況

ドラッグストアは、医薬品を中心に、日用品・化粧品・食品など幅広いカテゴリーの商品を取り扱うことから、幅広い顧客層と接点を持つ業態である。そのため、提供する商品やサービスに対して多種多様なお問合せや要望、いわゆる VoC が発生することが知られている。

クレームデータは、顧客が体験した不満・不便を直接的に表現したものであり、従業員の接客態度、レジや棚の導線設計、在庫管理の不備、会計時のトラブルなど、購買データからは読み取れない“現場のシグナル”を含んでいる。とりわけ、感情を伴ったネガティブなフィードバックは、表層的な満足度調査では見逃されがちな運営上のボトルネックや構造的課題を顕在化させる。たとえば、特定店舗に同様のクレームが繰り返される場合、それは店舗マネジメント上の継続的な問題である可能性が高く、早期の是正が求められる。

また、クレーム対応は単なる顧客対応にとどまらず、ブランドロイヤルティの維持・強化にも直結する重要な要素である。特に、頻繁に来店し継続的に購買しているロイヤルカスタマーからのクレームは、企業に対する期待値の高さの裏返しでもあり、適切な対応を行うことで満足度を回復させるだけでなく、関係性の深化につながる可能性がある。逆に、対応の遅延や形式的な謝罪は、顧客の失望を招き、最終的には離反へとつながることが多い[1]。

2.2 これまでの取り組み

2.2.1 自然言語処理の活用事例

近年では、VoC の構造化や分析技術も進展しており、自然言語処理 (NLP) を用いたクレーム文の分類・感情分析、潜在課題の抽出などの試みが多数報告されている。これらに加えて、補償・迅速対応・謝罪などの要素が顧客満足に与えるといった結果の研究事例がある[2]。

2.2.2 生成 AI の活用事例

近年、生成 AI の中でも大規模言語モデル (LLM) が幅広い分野に応用されるようになった。LLM は数十億から百億に達するパラメータを自己教師あり学習で最適化し、汎用的な言語処理能力が高いと注目される。

小売業においても LLM の活用事例が報告されている。例えば、トレーダーやバイヤーが入力した要件に応じて LLM による対話形式での在庫・品揃え最適化プラン提示を行う事例がある[3]。また、チャットで質問しながら、商品の有無・カート操作まで可能な対話型アシスタントが開発されている[4]。

LLM は VoC の活用についても注目されており、LLM がお客様の声を増幅し、製品レビュー、ソーシャルメディア、通話記録などから顧客の感情を迅速に把握・要約する能力を持つことを示されている。また、LLM が顧客フィードバックの解釈、分類、共有を通じて、組織全体での意思決定と顧客満足度の向上に寄与すると主張している[5]。

2.3 本研究の立ち位置

本研究は、こうした従来のアプローチに対し、「顧客ごとの購買文脈 (POS データ) を踏まえた店舗サービス改善」を試みる点に特徴がある。従来のクレーム分析では、クレーム内容そのものに着目し、対応方針や課題抽出を行うことが一般的であったが、購買履歴という定量データを加えることで、クレーム発生時の顧客の購買傾向や利用頻度、購買カテゴリなどを背景情報として把握することが可能となる。本研究では、クレームデータと POS データを組み合わせることで、特定の顧客層や購買パターンとクレーム傾向との関連性を明らかにし、サービス改善に資する実務的知見を得ることを目的とする。このように、定性的なクレーム情報と定量的な購買情報を統合的に分析することにより、店舗運営における改善点の優先順位付けや、ターゲットを絞った施策立案の精度向上が期待される。

3. 利用データ

本研究では、ドラッグストアにおける顧客からのクレーム情報と、対応する購買履歴 (POS データ) を統合し、サービス改善に資する分析を行った。問合せチャネルには、手紙、電話 (本部代表およびお客様相談室)、店頭での受付、ならびにホームページ経由の入力が存在するが、本研究ではホームページから寄せられた問合せデータに限定して使用した。ホームページ経由の問合せの一部には、顧客のポイントカード番号が付与されており、これをキーとして POS データと照合することで、問合せ発生時の購買状況を顧客単位で紐づけることが可能となる。

分析対象期間は、2023年9月21日から2025年3月31日までとし、期間内に記録された POS データは 30 億件以上におよぶ。また、対象とするホームページ経由の問合せ件数は、累計 15,000 件以上に達している。その中には営業メールなど店舗の問合せとは関係のないものも含まれる。問合せ件数のうち約 15% にポイントカード番号が付与されている。これにより、約 2,000 件以上のクレームデータについて、POS データとの統合が可能となった。

対象店舗は、ポイントカードが共通利用可能な全店舗を対象とし、個別店舗を限定せず、事業会社全体としての分

析を行っている。これにより、全国規模での傾向抽出や、店舗業態・エリア特性に応じた仮説検証も視野に入れた分析設計としている。

4. 分析手法

本研究では、ドラッグストアにおけるクレームデータ (VoC) と POS データを統合し、顧客属性に応じたクレーム傾向を明らかにするために、以下の分析ステップを採用した。

4.1 データの前処理と統合

クレームデータは、Web フォーム経由で収集された自由記述形式のクレーム文を対象とした。一部のクレームデータには、顧客のポイントカード番号が付与されており、これをキーとして POS データと統合した。POS データには、顧客ごとの購買履歴 (購買日時、商品カテゴリ、購入金額など) が含まれている。これにより、クレームデータの背後にある購買文脈を、定量的に参照可能な構造とした。

統合対象は、2023年9月21日から2025年3月31日までの期間における約 2,000 件のクレームデータと、それに対応する POS 履歴である。対象顧客は性別 (男性/女性)、年代 (10代~70代以上) に分類された。

4.2 クレーム属性と顧客属性の定義

クレームについては以下のような属性を定義し、それぞれのクレームにどの属性が含まれるかを GPT-4o を用いてマルチラベル分類により付与した。

<クレーム属性>

怒り, 不満, 不信感, 要望, 接客態度, 説明不足, 対応の遅さ, 商品不良, 品揃え, 価格, 店舗設備, ポイント, クーポン, キャンペーン, アプリ

顧客については年代と性別を属性と定義した。

<顧客属性>

- ・年代: 10代から60代と70代以上の7種
- ・性別: 男性と女性の2種

4.3 属性別傾向の分析手法

生成されたクレーム属性と顧客属性の関係性を明らかにするため、以下の2つの統計的手法を用いた。

・クロス集計分析: クレーム属性 × 性別、年代のクロス集計を実施し、属性ごとの傾向を記述的に把握した。

図1はクロス集計結果の読み方を説明する図であり、①列はクレームを送った顧客のユニーク ID 数の合計、②列はクレーム件数の合計、③列はそのクレーム属性が含まれる割合であり、クロス集計した結果のある属性に含まれるクレーム件数を②で割った値となっている。例として「男性」の「怒り」である「17.6」は「男性が送ったクレームの中で LLM が怒りの感情を含んでいると判断したクレームの割合がクレーム全体の 17.6% である」を意味する。

gender (+合計)	男性	633	721	17.6
	女性	940	1001	17.1
		① (合計_ユニーク顧客ID)	② (合計_クレーム件数)	③ 怒り

図 1 クロス集計表の読み方

・コレスポネンス分析：クレーム属性間の関係性を視覚化するため、コレスポネンス分析を実施。クレーム属性と顧客属性（性別・年代）を二次元マップにプロットし、距離の近さをもとに関連性の強弱を判断した。

5. 分析結果

本節では 性別、または年代別のクレーム属性の傾向について分析した結果について述べる。

5.1 性別の傾向

5.1.1 性別とクレーム属性のクロス集計

性別とクレーム属性のクロス集計を実施した結果を図 2 で示す。各クレーム属性に対して男女の値を比較すると、男性は「要望」が 10.4%、「対応の遅さ」が 6.3%「品揃え」が 5.5%、「価格」が 3.5%、「店舗設備」が 3.2%多い。女性は「接客態度」が 3.2%、「ポイント」が 4.8%「クーポン」が 8.6%、「アプリ」が 6.4%多い。

5.1.2 性別とクレーム属性のコレスポネンス分析

性別とクレーム属性の コレスポネンス分析を実施した結果を図 3 で示す。男性はクレーム特性の近い順に「店舗設備」「要望」「対応の遅さ」「価格」である。さらに左端に「品揃え」が分布しており、「品揃え」は男性に比較的多くみられるクレーム属性であることが分かる。女性はクレーム特性の近い順に「アプリ」「ポイント」「接客態度」であり、女性に 比較的多くみられるクレーム属性として「キャンペーン」「クーポン」がある。

5.1.3 性別の傾向まとめ

女性：「キャンペーン」や「クーポン」などお得に関するクレームが多い傾向がある。

男性：「品揃え」や「対応の遅さ」など、店舗の機能性を重視するクレームが多い傾向がある。

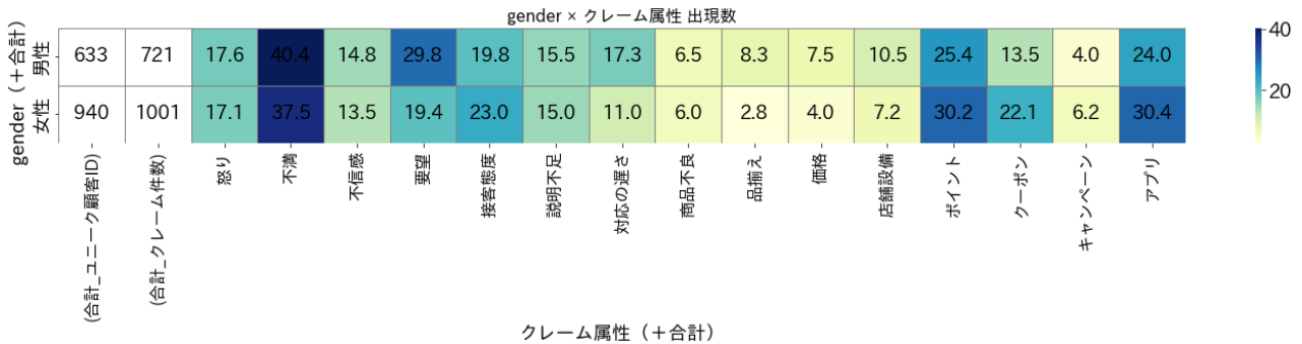


図 2：クレームと性別のクロス集計表

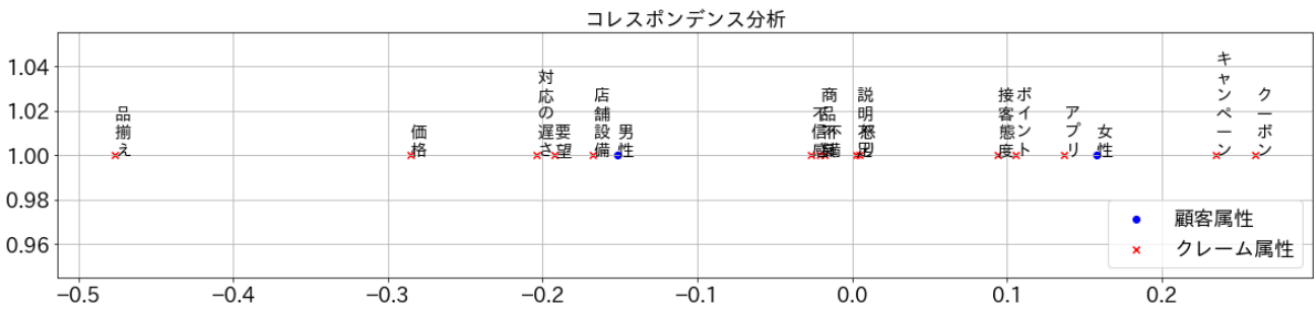


図 3：クレームと性別のコレスポネンス分析

5.2 年代別の傾向

5.2.1 年代別とクレーム属性のクロス集計

年代別とクレーム属性のクロス集計を実施した結果を図4で示す。各クレーム属性に対して年代別の値を比較すると、10代はクレーム件数が少ないが、その中でも「対応の遅さ」「不満」の割合が高い。20代は「店舗設備」「ポイント」「クーポン」「キャンペーン」の割合が高い。また、「価格」の割合が一番低い。30代は「不満」「商品不良」「説明不足」に関するクレームが多い。40代は「不満」「商品不良」「説明不足」に関するクレームが多い。一方、「品揃え」の割合が一番低い。50代は「ポイント」「キャンペーン」に関するクレームが多い。60代は「アプリ」に関するクレームが多い。70代は「アプリ」「品揃え」「ポイント」に関するクレームが多い。一方で、「店舗設備」「クーポン」に関するクレームは少ない。

5.2.2 年代とクレーム属性の相関分析

年代とクレーム属性の相関分析を実施した結果を図5で示す。「アプリ」に着目すると70代が最も近く、年代が上がるほど距離が近づくことがわかる。「クーポン」に着目すると、年代が上の代から20代に下がるほど近づいていることがわかる。20代～40代の幅広い年代の顧客が「接客態度」「商品不良」に近い。60代は「ポイント」が最も近くなっている。

5.2.3 年代別の傾向まとめ

10代：件数が少ないためクレームデータの収集が求められるが「対応の遅さ」に不満を持っている。

20代：「クーポン」「店舗設備」に対する不満が多い。

30代：「商品不良」「説明不足」に対する不満が多い。

40代：「商品不良」「説明不足」に対する不満が多い。
50代：クレーム件数が最も多く、特に「ポイント」への不満が多い。

60代：クロス集計では目立った特徴はなかったが、相関分析では「ポイント」に不満を持っているという特徴が明らかになった。

70代以上：「アプリ」への不満が多い。

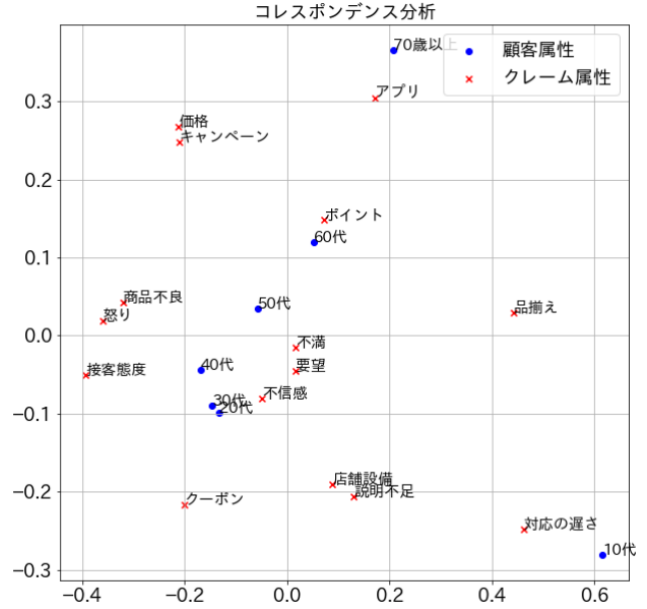


図5：クレームと年代の相関分析

		age × クレーム属性 出現数																
		怒り	不満	不信感	要理	接客態度	説明不足	対応の遅さ	商品不良	品揃え	価格	店舗設備	ポイント	クーポン	キャンペーン	アプリ		
age (+合計)	10代	9	13	0.0	23.1	7.7	15.4	0.0	15.4	23.1	0.0	7.7	0.0	7.7	15.4	7.7	0.0	15.4
	20代	119	142	14.8	38.0	10.6	32.4	26.1	16.9	8.5	7.7	7.7	1.4	13.4	31.7	23.9	6.3	19.0
	30代	298	317	21.1	46.4	16.7	23.7	27.8	20.8	17.7	10.1	4.7	6.6	4.7	28.1	24.3	4.1	23.7
	40代	377	401	21.7	40.6	17.7	26.7	25.4	17.5	12.2	5.7	2.5	6.5	10.2	25.2	21.7	6.0	26.7
	50代	441	480	18.1	40.0	14.8	25.0	22.7	12.5	14.6	5.2	6.7	5.2	9.2	32.1	16.0	6.5	27.7
	60代	279	307	12.1	30.3	10.7	15.6	12.4	11.4	13.4	4.6	4.2	5.9	9.4	25.1	13.7	4.6	33.6
	70代以上	90	100	7.0	29.0	7.0	19.0	8.0	9.0	9.0	4.0	8.0	4.0	3.0	32.0	4.0	5.0	38.0
		クレーム属性 (+合計)																

図4：クレームと年代のクロス集計

6. 考察

本論文では、クレームという「負のデータ」に着目することで従来の満足度調査では表れにくい、新たな課題や顧客のニーズが潜んでいることが確認された。

このような分析を実務に取り入れることで、それぞれの属性に対して、以下のような対策、施策が考えられる。

女性：「キャンペーン」や「クーポン」に関する不満が顕著であり、女性顧客が「どのように買ったか」「ちゃんと割引を受けられたか」など、購買プロセスそのものに敏感である傾向があると考えられる。

男性：「品揃え」や「対応の遅さ」に不満を感じている割合が多く、買い物体験において「欲しい商品が手に入るかどうか」「手間なく購入できるか」といった、目的志向型の購買スタイルが背景にあると考えられる。また、男性顧客の満足度を高めるためには、特に男性向け商品の品揃えを拡充し、選択肢を広げることが不満の解消につながる可能性がある。特に、近年は男性向けのスキンケア用品や化粧品の多様化が進んでおり、従来は目立たなかった男性からの美容関連商品への関心がクレームという形で顕在化しているのかもしれない。

30代と40代：「商品不良」や「説明不足」に関する不信感から、購入時のサポート体制に課題があると考えられる。対策として、商品の品質管理体制の見直しに加え、購入時の十分な説明やポップによる補足など正確性を徹底する必要があると考えられる。

50代：理解しやすいようなポイント制度の簡素化と案内の強化が求められる。説明不足や誤解を招く表現の見直し、FAQの充実などの対応が必要と思われる。

・70代以上：アプリの操作が複雑で、アプリの利便性よりも使いにくさがハードルになっている可能性がある。そのため、UIの見直しやチュートリアル機能の強化などユーザーフレンドリーなアプリの開発やスタッフの教育などサポート体制の充実を図る必要がある。

7. まとめと今後の展望

本研究では、ドラッグストア業界における顧客理解の高度化を目的として、POSデータとクレームデータ (VoC) データを統合的に分析する手法を提案した。生成 AI (大規模言語モデル) を活用し、クレーム文に対する属性ラベルの自動付与を行い、これを顧客属性および購買履歴と照合することで、性別・年代ごとの不満傾向や重点改善領域を可視化した。クロス集計とコレスポンデンス分析を通じて、単なるクレーム内容の把握にとどまらず、顧客の購買履歴を踏まえたクレーム内容の特徴を得ることができた。

特に、性別による関心の違いや、年代ごとに顕在化する不満の特徴を明らかにしたことは、顧客属性に応じたサービス設計や施策立案における重要な知見である。

今後の展望としては、以下の点が挙げられる。

①データソースの拡充：本研究では Web 経由のクレームデータに限定したが、店頭や電話など他チャネルからの VoC も統合することで、さらに多面的な分析が可能となる。

②リアルタイム分析への応用：生成 AI を活用したラベル付与と POS 連携を自動化することで、リアルタイムに店舗課題を抽出し、即時対応につなげる仕組みの構築が期待される。

③他業態への展開：本手法はドラッグストアに限らず、スーパーマーケット、ホームセンター、EC サイトなど、

顧客接点と購買履歴が存在する多くの業態に応用可能である。

④感情解析や因果推論の導入：VoCに含まれる感情の強度や因果関係を推定する技術を組み込むことで、より深い顧客理解と課題特定が可能になると考えられる。

⑤顧客属性の拡充：購買履歴をもとに顧客をクラスタ分けし、顧客属性として活用する。例として、健康志向フラグ (健康食品・無添加商品等の購入頻度から推定)、美容意識フラグ (スキンケア、コスメ購入の継続性からスコア化)、食品購入フラグ (全購入金額における食品カテゴリの割合が高い) などを作成し、クロス集計に用いる。

本研究は、POSデータとVoCを組み合わせた顧客視点でのサービス改善を図る実践的アプローチの一端を示すものであり、今後のデータドリブンな店舗運営の発展に貢献することが期待される。

謝辞

本研究の実施にあたり、VoCの利用についてご快諾いただきました株式会社ツルハホールディングス 能力開発部の皆様、心より御礼申し上げます。貴重なデータの提供と本研究へのご理解、ご支援がなければ、本稿の成果を得ることはできませんでした。ここに深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] Stephen S. Tax, Stephen W. Brown, and Murali Chandrashekar. "Customer evaluations of service complaint experiences: implications for relationship marketing." *Journal of marketing* 62.2 (1998).
- [2] 石田大典. "苦情対応と公正知覚が顧客満足に及ぼす影響—メタアナリシスによる研究成果の統合." *消費者行動研究* 17.1 (2010).
- [3] Saketh Reddy Karra and Theja Tulabandhula. "InteraSSort: Interactive Assortment Planning Using Large Language Models." *arXiv preprint arXiv:2311.12241* (2023).
- [4] Bruno Amaral Teixeira de Freitas and Roberto de Alencar Lotufo. "Retail-GPT: leveraging Retrieval Augmented Generation (RAG) for building E-commerce Chat Assistants." *arXiv preprint arXiv:2408.08925* (2024).
- [5] Simon Bamberger, Nicholas Clark, Sukand Ramachandran and Veronika Sokolova. "How generative AI is already transforming customer service." *Boston Consulting Group* (2023).

† 株式会社ツルハホールディングス TSURUHA HOLDINGS INC.

‡ 日本電気株式会社 NEC Corporation