



航空会社の口コミと満足度に関するデータ解析

峰 滝 和 典

概要 本研究では航空会社に関する口コミや満足度について、統計分析、テキストマイニング、機械学習、BERT等のデータ解析を行う。対象とするデータは2つあり、(1)国立情報学研究所のIDRデータセット提供サービスにより株式会社マイスタースタジオから提供を受けた「みんなの評判口コミデータセット」と(2)国立情報学研究所のIDRデータセット提供サービスにより株式会社 oricon ME から提供を受けた「オリコンデータセット」である。

「みんなの評判口コミデータセット」について行った分析は以下の通りである。口コミに関しては、トピックモデルのLDAにより、予約の変更、会社の対応、コロナによるキャンセルに関する対応、空港における搭乗時の荷物に関する対応に分類された。

満足度に関して順序プロビットモデルによって統計的に満足度を推計した。教師あり機械学習(SVM、ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト)、BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)で順序プロビットモデルで構築したモデルについて評価を行った。BERTの場合のaccuracy scoreがもっとも高い結果となった。

「オリコンデータセット」を用いて行ったことは、格安航空券LCCの満足度に関して順序プロビットモデルで分析した結果、ホスピタリティ要因の重要性が確認できた。

Abstract This paper conducts statistical analysis, text mining, machine learning, and BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) to the WOM related to airlines. The datasets that this paper analyzes are (1) "Minhyo Review Dataset" provided by meisterstudio, Inc. via IDR Dataset Service of National Institute of Informatics, (2) "Oricon Dataset" provided by oricon ME Inc., via IDR Dataset Service of National Institute of Informatics.

First, the data analysis of "Minhyo Review Dataset" classified the WOM of change reservation, company correspondence, correspondence to the cancellation due to COVID-19, and correspondence to baggage when boarding by LDA, which is one of the topic models.

The satisfaction of the airlines was estimated by the ordered probit model. Supervised learning (SVM (Support Vector Machine), neural network, random forest) and BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) accessed the result from the ordered probit model.

Second, estimating the satisfaction of LCC by the ordered probit model using "Oricon Dataset" confirmed the importance of the hospitality factor.

キーワード 順序プロビットモデル, 機械学習, SVM, ニューラルネットワーク, ランダムフォレスト, BERT

原稿受理日 2022年12月14日

1. はじめに

航空業界は新型コロナウイルスによる影響が大きい業界の一つである。また格安航空会社の参入により競争が激化している市場である。航空会社の経営やマーケティングに関する研究は数多くあるが、口コミに関する研究はあまりなされていない。航空会社の提供するサービスに関する口コミや満足度についてデータ分析することで、顧客が航空会社を選ぶ際どのような内容を重視しているのかを明らかにすることができる。

本研究では航空会社に関する口コミや満足度について、統計分析、テキストマイニング、機械学習、BERT等のデータ解析を行う。対象とするデータは2つあり、(1)「みんなの評判口コミデータセット」に含まれる航空会社に関する口コミ本文、評価(満足度)と、(2)「オリコンデータセット」に含まれる格安航空券LCCである。本研究で用いたデータについては、株式会社マイスタースタジオ(2022)、株式会社 oricon M(2019)に説明がある。

インターネットの普及にともなう、口コミの影響力は強まってきた。一方、インターネットにおける匿名の口コミについては信憑性を問題視する見方もある。本稿で使用した「みんなの評判口コミデータセット」は「肯定的・否定的コメントのいずれについても、具体的な根拠をもった口コミを収載していることを特徴としている」(NII(2022))とあるので信頼性が高いものと考えて分析する。

利用客が航空会社を選ぶ際考慮するものとして、価格、安全性、航空スタッフや乗務員の接客やサービス、遅延などのトラブルとそれに対する対応などが挙げられる。

G. Lynn Shostack(1977)は、旅客航空会社の航空サービスを分類しており、輸送、航空機、機内サービス、飲食、前後機外サービス、利用回数サービスと整理している。また大島(2009)は航空会社のマーケティング戦略について、「最重要課題は在庫のきかない商品(座席)を効率的に販売し売上額を最大にするための価格設定と販売方法にある」と述べている。また他者との差別化戦略については、座席や機内食等の機内エンターテインメントを改善してサービスの付加価値を高める方法と、コスト削減やサービス簡略化で運賃を下げることや、マイルを追加して運送サービスのコストパフォーマンスを上げる方法がある(大島(2009))。

水田(2017)は顧客が期待することに着目して、「まず重要な要素として「安全性」「定時性」を大前提に「快適性」や「利便性」を「適正な価格」で提供してくれること」と述べている。航空の特徴である同質化したサービスの中での競争によって、航空会社の絶対的

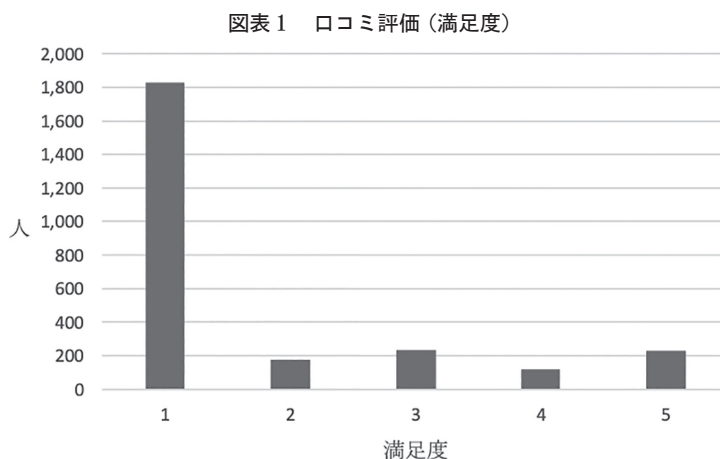
な差別化を図ることは困難であり、最終的な競合他社との差別化方法、顧客を個別に認識して対応する人的サービス（ホスピタリティ）が有効である（水田（2017））。

以上の先行研究から航空会社が提供するサービスに関して、いくつかのカテゴリに分類することが可能と考える。口コミと満足度に関する本稿のデータ解析で、顧客の観点からこれらのカテゴリ分類の項目の重要性について明らかにしていきたい。

2. 「みんなの評判口コミデータセット」に含まれる航空会社に関する口コミ本文、評価（満足度）についての分析

本章では「みんなの評判口コミデータセット」のカテゴリ名のなかの航空会社とLCC（格安航空会社）& MCC に関する口コミと評価（満足度）を対象にデータ分析している。

5段階評価（満足度）ごとの人数をみると、圧倒的に最も低い1の値が多いことがわかる（図表1）。



2.1 LDA による分析

本節ではトピックモデルの一つであるLDA（Latent Dirichlet Allocation）を用いて口コミを自動分類することを試みた。

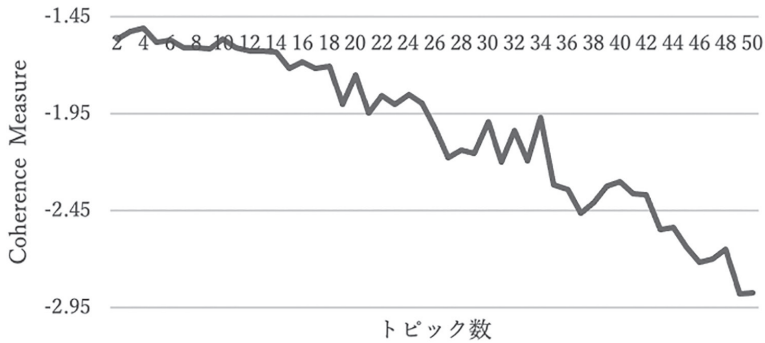
LDA では文書中の各単語はトピックと呼ばれる潜在変数を持ち、各潜在変数は文書毎に異なる分布より確率的に生成され、各単語は対応するトピックに依存した分布より確率的に生成される。

本研究では、に関するクチコミに関してMeCabを用いて形態素解析を行い、ストップ

ワードを除いた後，Python ライブラリーの GSIM を用いて，航空会社の口コミに特化した LDA モデルを構築した。

最適トピック数の決定には，解釈のしやすさを表す指標である Coherence Measure を用いた。Coherence Measure の計算にはトピックに含まれる語句の類似度が用いられる。図表 2 より，トピック数 4 を選択した。

図表 2 Coherence Measure による最適トピック数の決定



トピック数 4 をもとに，LDA による口コミ文章分類を行った。語句は上位10までを対象とした。語句数は多すぎても少なすぎてもそのトピックを解釈することが困難となる。図表 3 がその結果である。トピック 1 は，予約の変更に関する分類，トピック 2 は会社の対応に関する分類，トピック 3 はコロナによるキャンセルと対応に関する分類，トピック 4 は空港における搭乗時の荷物に関する対応の分類と解釈した。

図表 3 LDA による口コミ文章分類

	1		2		3		4		5	
Topic 1	予約	0.012	便	0.012	変更	0.009	前	0.009	円	0.008
Topic 2	対応	0.022	利用	0.018	会社	0.014	時間	0.013	便	0.012
Topic 3	キャンセル	0.019	対応	0.015	利用	0.015	コロナ	0.014	予約	0.013
Topic 4	荷物	0.017	空港	0.013	対応	0.012	時間	0.012	搭乗	0.011
	6		7		8		9		10	
Topic 1	電話	0.008	空港	0.007	時間	0.007	対応	0.007	搭乗	0.007
Topic 2	電話	0.009	飛行	0.008	予約	0.008	時	0.007	航空	0.007
Topic 3	便	0.010	会社	0.009	スタッフ	0.009	返金	0.008	航空	0.008
Topic 4	時	0.011	会社	0.010	利用	0.010	航空	0.010	前	0.008

2.2 満足度に関する統計分析

航空会社のサービスについての評価（満足度）について，順序プロビットモデルを用いて統計分析した（図表 4）。順序プロビットモデルを用いて統計分析した理由は，被説明

航空会社の口コミと満足度に関するデータ解析（峰滝）

変数の評価（満足度）が5段階の順序変数であること，説明変数の有意性を検証することができるからである。

説明変数には，評価ごとの口コミタイトルと口コミ内容を形態素解析し頻度の高いもののなかから統計的に有意なものを選んだ。

図表4 順序プロビットモデルを用いての評価（満足度）の推計結果

変数	係数
利用	0.2794*** (0.0546)
対応	-0.2572*** (0.0565)
機内	0.2940*** (0.0686)
座席	0.3201*** (0.0842)
予約	-0.1760** (0.0746)
返金	-0.2491** (0.1143)
最低	-1.0820*** (0.2289)
最悪	-1.0551*** (0.1242)
度	-0.9575*** (0.1237)
接客	-0.3212* (0.1656)
欠航	-0.3765** (0.1812)
遅延	-0.4250** (0.1877)
キャンセル	-1.3285*** (0.3824)
電話	-0.3559*** (0.0889)
変更	-0.1568* (0.0928)
安い	0.3721* (0.2022)
良かった	1.4562*** (0.3114)
LCC	0.1725** (0.0796)
良い	0.3281*** (0.0795)
最高	1.7509*** (0.3027)
素晴らしい	1.9466*** (0.3618)
快適	1.4205*** (0.2608)
感謝	2.3872*** (0.4356)
JAL	0.2191*** (0.0743)
観測データ数	2,583
LR chi2 (19)	664.85
有意確率	0.0000
Pseudo R2	0.1290

***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.1$

() : robust standard errors

2.3 教師あり機械学習による満足度分析

順序プロビットモデルだけでは、どの程度5段階の評価(満足度)を予測できるかわからないので、次に機械学習を用いて予測程度を検証した。

2.2で用いた説明変数を用いて、評価(満足度)に関して、教師あり機械学習(SVM(線形)、ニューラルネットワーク、ランダムフォレスト)を試みた。

SVMは誤判別をなるべく防ぐために境界とデータの距離であるマージンを最大化するような境界を引いて分類するモデルである。ニューラルネットワークは、ニューロンの振る舞いを簡略化したモデルであり、入力層、出力層、隠れ層の3つの層から構成される。決定木は段階的にデータを分割していき、木が枝分かれするように分析していく。決定木はデータを分割していく流れを把握することができるため解釈が容易である。ランダムフォレストは決定木を複数並列に作成して、各決定木の出力結果の多数決によって予測を行う。データを学習に70%、テストに30%割り当てた。

図表5が結果である。accuracy scoreは最も低いものがランダムフォレスト(0.6865)、相対的に高いものはSVM(0.7239)となった。f1 scoreはほぼ同じ値となった。

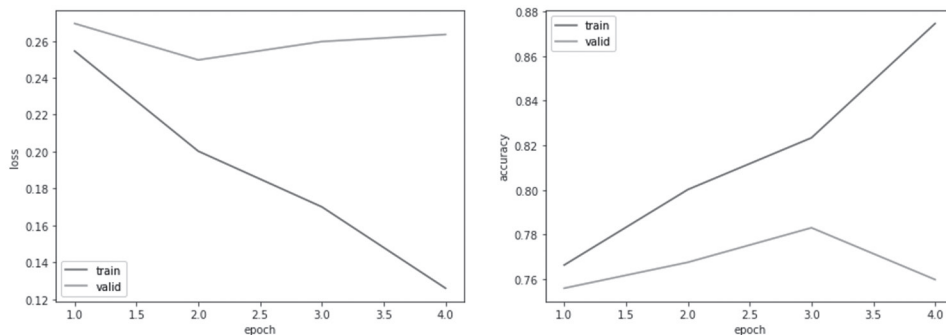
図表5 教師あり機械学習による評価(満足度)

	accuracy score	f1 score
SVM	0.7239	0.6239
ニューラルネットワーク	0.7097	0.6379
ランダムフォレスト	0.6865	0.6214

2.4 BERTによる評価(満足度)の分析

教師ありの機械学習による分析ではaccuracy scoreは満足できる結果は得られなかった。そこでBERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)を用いて改善を試みた。epoch数4を設定した場合のlossとaccuracy scoreを計測した結果が図表6である。テスト期間のaccuracy scoreは0.7558~0.7829となり、機械学習の場合より高い値が得られた。しかし、epoch数が増えてもvalid期間のlossが減少せず、改善しなければならない。

図表6 BERTによる分析結果



3. 「オリコンデータセット」に含まれる格安航空券 LCC に関する満足度についての分析

次に「オリコンデータセット」を用いて航空会社の満足度に関する分析を行う。「オリコンデータセット」の場合、ジャンル項目トラベルのなかの案件名格安航空券 LCC（WEB掲載月2017年2月1日）が本研究に該当するデータである。LCCのみが対象となっているので前章の分析と単純に比較できない。

口コミデータは含まれていないので満足度に関する分析に限定する。総合満足度に対する、各種満足度の影響を分析する。用いるデータの基本統計量は図表7に記載している。総合満足度の平均は10段階評価で6.86となった。

採用した各種満足度は以下の通りである。①手続きの容易さ、②購入方法・支払い方法の充実度、③割引キャンペーンの充実度、④空港内の航空会社職員の明るさ・気配り・親しみやすさ、⑤空港内の航空会社職員の表情、⑥空港内の航空会社職員の身だしなみ、⑦空港内の航空会社職員の声、話し方、⑧空港内の航空会社職員の対応の丁寧さ、⑨空港内の航空会社職員の案内の分かりやすさ（搭乗ゲートや手荷物検査など）、⑩空港内の航空会社職員の対話力（コミュニケーション能力）の高さ、⑪客室乗務員の明るさ・気配り・親しみやすさ、⑫客室乗務員の表情、⑬客室乗務員の身だしなみ、⑭客室乗務員の声、話し方、⑮客室乗務員の対応の丁寧さ・的確さ、⑯客室乗務員の対話力（コミュニケーション能力）の高さ、⑰客室乗務員の機内アナウンスの分かりやすさ、⑱ドリンクの種類豊富さ、⑲ドリンクの美味しさ、⑳機内 Wi-Fi や電源（スマートフォン、または携帯電話の充電）設備の充実度、㉑機内の雰囲気（インテリアのデザイン、照明等）、㉒機内の清潔度、㉓空調の快適さ（温度・湿度・気圧）、㉔座席の広さ（前後左右の間隔の広さ、足

元の広さ等), ②⑤座席の機能性(個人用モニター, 電源等), ②⑥座席の快適性(座り心地, リクライニングの角度等), ②⑦座席の清潔度, ②⑧価格に対するサービスの質(航空会社職員や客室乗務員の接客など), ②⑨価格に対する商品の質(機内食, 機内エンターテイメント, 機内設備など), ③⑩利用した航空会社の信頼性・安心感(定刻通りだったなど), ③⑪トラブルに対する対応(遅延・欠航, 乗り継ぎミス, ロストバゲージなど)である。

G. Lynn Shostack (1977) による航空サービスを分類にこれらを当てはめてる。輸送は③⑩, 航空機は②⑩②②③②④②⑤②⑥②⑦, 機内サービスは, 飲食は①⑧①⑨, 前後機外サービスは①②③④⑤⑥⑦⑧⑨⑩と考える。

水田 (2017) が強調するホスピタリティは, 特に④~⑩に関係すると考える。

被説明変数に総合満足度, 説明変数にこれら31の各種の満足度を用いて, 順序プロビットモデルを用いて推計した。推計結果は図表8の通りである。推計結果, 統計的に有意で係数がプラスで最も大きな値となった変数は, 空港内の航空会社職員の対応の丁寧さであった (<.01)。続いて, ①手続きの容易さが係数が大きく1%水準で統計的に有意な結果となった。

図表7 満足度に関するデータ

設問項目	サンプル数	平均	標準偏差	最小値	最大値
総合満足度	4,208	6.86	1.73	1	10
手続きの容易さ	1,708	6.98	1.74	1	10
購入方法・支払い方法の充実度	1,708	6.99	1.76	1	10
割引キャンペーンの充実度	1,708	6.57	1.91	1	10
空港内の航空会社職員の明るさ・気配り・親しみやすさ	1,708	6.66	1.84	1	10
空港内の航空会社職員の表情	1,708	6.64	1.81	1	10
空港内の航空会社職員の身だしなみ	1,708	6.93	1.71	1	10
空港内の航空会社職員の声, 話し方	1,708	6.78	1.77	1	10
空港内の航空会社職員の対応の丁寧さ	1,708	6.77	1.84	1	10
空港内の航空会社職員の案内の分かりやすさ(搭乗ゲートや手荷物検査など)	1,708	6.50	1.95	1	10
空港内の航空会社職員の対話力(コミュニケーション能力)の高さ	1,708	6.67	1.82	1	10
客室乗務員の明るさ・気配り・親しみやすさ	1,708	6.84	1.82	1	10
客室乗務員の表情	1,708	6.92	1.78	1	10
客室乗務員の身だしなみ	1,708	7.10	1.70	1	10
客室乗務員の声, 話し方	1,708	7.03	1.73	1	10
客室乗務員の対応の丁寧さ・的確さ	1,708	7.01	1.78	1	10
客室乗務員の対話力(コミュニケーション能力)の高さ	1,708	6.92	1.76	1	10
客室乗務員の機内アナウンスの分かりやすさ	1,708	6.99	1.72	1	10
ドリンクの種類豊富さ	214	6.64	1.99	1	10
ドリンクの美味しさ	214	6.67	1.93	1	10
機内 Wi-Fi や電源(スマートフォン, または携帯電話の充電)設備の充実度	1,708	5.51	2.17	1	10
機内の雰囲気(インテリアのデザイン, 照明等)	1,708	6.25	1.83	1	10
機内の清潔度	1,708	6.68	1.80	1	10
空調の快適さ(温度・湿度・気圧)	1,708	6.71	1.73	1	10
座席の広さ(前後左右の間隔の広さ, 足元の広さ等)	1,708	5.37	2.19	1	10
座席の機能性(個人用モニター, 電源等)	1,708	5.04	2.26	1	10
座席の快適性(座り心地, リクライニングの角度等)	1,708	5.21	2.17	1	10
座席の清潔度	1,708	6.39	1.87	1	10
価格に対するサービスの質(航空会社職員や客室乗務員の接客など)	1,708	6.75	1.84	1	10
価格に対する商品の質(機内食, 機内エンターテイメント, 機内設備など)	1,708	6.25	1.96	1	10
利用した航空会社の信頼性・安心感(定刻通りだったなど)	1,708	6.34	2.05	1	10
トラブルに対する対応(遅延・欠航, 乗り継ぎミス, ロストバゲージなど)	1,708	6.21	2.00	1	10

航空会社の口コミと満足度に関するデータ解析（峰滝）

図表 8 満足度に関する順序プロビットモデルによる推計

変数	係数
手続きの容易さ	0.3953*** (0.0878)
購入方法・支払い方法の充実度	0.0990 (0.0819)
割引キャンペーンの充実度	0.1856** (0.0741)
空港内の航空会社職員の明るさ・気配り・親しみやすさ	0.0249 (0.1244)
空港内の航空会社職員の表情	-0.1229 (0.1313)
空港内の航空会社職員の身だしなみ	-0.0203 (0.1181)
空港内の航空会社職員の声、話し方	-0.1949 (0.1392)
空港内の航空会社職員の対応の丁寧さ	0.5107*** (0.1220)
空港内の航空会社職員の案内の分かりやすさ（搭乗ゲートや手荷物検査など）	0.0305 (0.1149)
空港内の航空会社職員の対話力（コミュニケーション能力）の高さ	0.0356 (0.1249)
客室乗務員の明るさ・気配り・親しみやすさ	-0.0077 (0.1218)
客室乗務員の表情	-0.2958** (0.1400)
客室乗務員の身だしなみ	-0.0071 (0.1378)
客室乗務員の声、話し方	0.0387 (0.1304)
客室乗務員の対応の丁寧さ・的確さ	0.1496 (0.1577)
客室乗務員の対話力（コミュニケーション能力）の高さ	0.0999 (0.1236)
客室乗務員の機内アナウンスの分かりやすさ	0.1140 (0.1126)
ドリンクの種類豊富さ	0.0967 (0.0978)
ドリンクの美味しさ	-0.0219 (0.1040)
機内 Wi-Fi や電源（スマートフォン、または携帯電話の充電）設備の充実度	-0.2160*** (0.0747)
機内の雰囲気（インテリアのデザイン、照明等）	0.2473** (0.1110)
機内の清潔度	-0.0601 (0.1139)
空調の快適さ（温度・湿度・気圧）	-0.0557 (0.1095)
座席の広さ（前後左右の間隔の広さ、足元の広さ等）	-0.1592* (0.0856)
座席の機能性（個人用モニター、電源等）	0.2224** (0.0976)
座席の快適性（座り心地、リクライニングの角度等）	0.0816 (0.1070)
座席の清潔度	-0.0132 (0.0972)
価格に対するサービスの質（航空会社職員や客室乗務員の接客など）	-0.1388 (0.1106)
価格に対する商品の質（機内食、機内エンターテインメント、機内設備など）	-0.0293 (0.0865)
利用した航空会社の信頼性・安心感（定刻通りだったなど）	0.1963** (0.0866)
トラブルに対する対応（遅延・欠航、乗り継ぎミス、ロストバゲージなど）	-0.1040 (0.0787)
観測データ数	882
LR chi2(19)	1,016.26
有意確率	0.0000
Pseudo R2	0.3022

***: $p < 0.01$, **: $p < 0.05$, *: $p < 0.1$

() : robust standard errors

4. ま と め

本稿では「みんなの評判口コミデータセット」に含まれる航空会社に関する口コミ本文、評価（満足度）と、「オリコンデータセット」に含まれる格安航空券 LCC の満足度に関するデータ解析を行った。

「みんなの評判口コミデータセット」を用いた口コミに関しては、トピックモデルの LDA により、予約の変更、会社の対応、コロナによるキャンセルと対応空港における搭乗時の荷物に関する対応に自動分類された。

また口コミから出現頻度の高い語句を抽出し 5 段階の満足度に関して順序プロビットモデルを行い、統計的に有意な変数を選んだ。そして教師あり機械学習や BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) によって 5 段階の満足度に対して、予測値の accuracy score を計測した。BERT による分析では、accuracy score は 0.77 と向上したものの Valid 期間の loss が低下しないという結果になり、今後改善したい。満足度が 1 に偏っており、満足度 2～4 の場合口コミから満足度を予測できていないことについては今後の課題としたい。

「オリコンデータセット」を用いた結果、「空港内の航空会社職員の対応の丁寧さ」というホスピタリティ要因が持つ重要性を統計的に確認できた。

謝 辞

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社マイスタースタジオから提供を受けた「みんなの評判口コミデータセット」を利用しました。

また本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 oricon ME から提供を受けた「オリコンデータセット」を利用しました。株式会社マイスタースタジオと株式会社 oricon ME と国立情報学研究所 IDR 事務局に感謝致します。

参 考 文 献

大島慎子 (2009), 「航空会社のマーケティング戦略—商品としての機内食の検証—」, 筑波学院大学紀要第 4 集 pp.49-59

株式会社マイスタースタジオ (2022): みんなの評判口コミデータセット. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.16.1>

株式会社 oricon ME (2019): 顧客満足度調査データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ. (データセット). <https://doi.org/10.32130/idr.10.1>

水田美代子 (2017), 「本邦航空会社の人的サービスによる差別化について」, 名古屋外国語大学論集第 1 号 pp.151-164

航空会社の口コミと満足度に関するデータ解析（峰滝）

Shostack, G Lynn (1977), “Breaking free from product marketing”, Journal of Marketing, April 1977 pp.73-80

NII (2022), ニュースリリース「約16万件の商品・サービスの口コミデータを学術研究目的に無償で提供開始」2022年8月18日 <https://www.nii.ac.jp/news/release/2022/0818.html>