

消費者のモビリティと モバイルアプリ・コミュニケーション

[継続研究]

常勤研究者の部



代表研究者 鶴 見 裕 之
横浜国立大学大学院
国際社会科学研究院
教授



共同研究者 有 吉 亮
横浜国立大学大学院
都市イノベーション研究院
特任准教授

第1章 はじめに

コロナ禍以降の企業間競争や地域間競争において、デジタルとリアルを交差させつつ、よりの確にニーズをとらえた顧客体験を提供したものが勝ち残ると予想される。そして、多くの人が、自身の求めるリアルの体験を安定的に享受するためには、その基盤となるモビリティ（移動の可能性）が継続的に提供されていることが大前提となる。しかしながら、コロナ禍による外出の抑制は、様々な交通機関に大きな経済的ダメージを与えている。この状況を踏まえた時に、リアル空間における必要な体験の提供をコロナ終息後においても、実現するためには、移動需要を生み出すためのコミュニケーションのあり方について、研究の蓄積が必要である筆者らは考える。

以上の観点に基づき、本研究は消費者にとって今日、最も接

点の多いコミュニケーション・ツールとなりつつあるスマートフォンのモバイルアプリに着目する。そして、2章ではコロナ禍の利用実態を分析し、3章では、モバイルアプリを使った消費者の移動行動の把握に関するプラットフォーム開発について実証実験の概要を述べる、4章では、今後のモバイルアプリ利用のあり方を分析、提言する。5章ではそれらのアプリ普及において重要な要因となり得るオンライン・カスタマーレビューがどのように評価されるかについて分析し、6章では各章の内容を総合し、モビリティ促進のためのモバイルアプリ利用のあり方について提言する。

第2章 コロナ禍におけるモバイルアプリ利用実態分析

1. “出口の先”に備えるための現状分析

本章では、この間におけるモバイルアプリの利用行動データを分析し、Pandemic 期、With Corona 期における消費者の状況について、比較を通じて明らかにしたい。

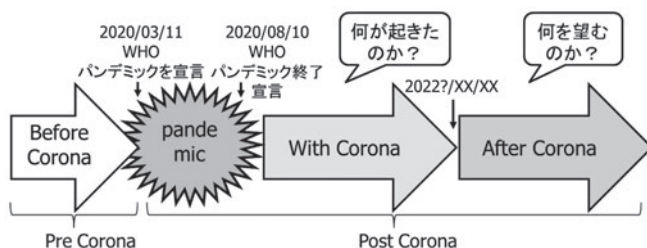


図 2.1 コロナ禍の推移

2. データ

モバイルアプリの利用行動データとしてインテージ社「i-ssp メディア接触データ」を利用する。対象デバイスはAndroid 端末、期間は2019年3-8月と2020年3-8月の2期間とし、双方を比較する。対象者は首都圏在住のうち、全日程の95%以上の日にアプリ利用履歴のあるモニター743名とする。

3. 比較分析

ここでは、1) 基礎集計（モバイルアプリ利用推移）、2) モバイルアプリ利

用時間モデル、3) クラスタ分析（モバイルアプリ利用推移）について分析する。

基礎集計（モバイルアプリ利用推移）では「1人1日モバイルアプリ平均利用時間」を図2.2の様に集計した。2019年（ビフォア・コロナ）と2020年（アフター・コロナ）を比較したところ、2020年の数値は、2019年の推移とは明らかに連続性のない数値を示している。このことから、コロナ禍と感染抑制のための各種外出自粛は、モバイルアプリの利用時間を全体として伸ばす影響を与えたと解釈できる。

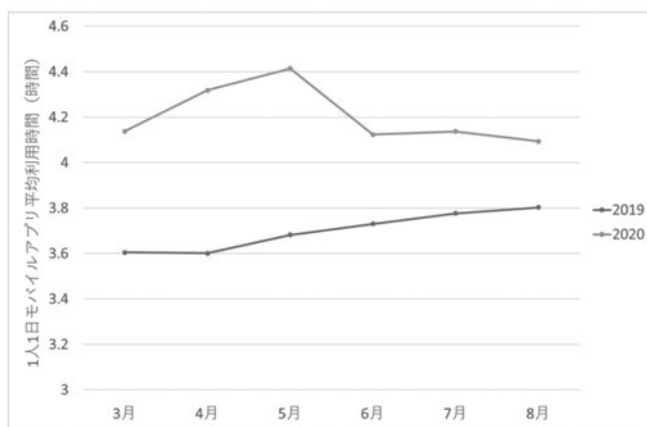


図 2.2 1人1日モバイルアプリ平均利用時間

次に、利用時間の長いユーザーの特徴を明らかにするために、モバイルアプリ利用時間モデルを構築する。目的変数 y と説明変数 x を次の様に定義し、

- y : 1日の平均モバイルアプリ利用時間（人別・月次）
- $x1$: 1日の平均利用モバイルアプリ数（人別・月次）
- $x2$: 1日の平均モバイルアプリ起動回数（人別・月次）
- $x3$: 平均モバイルアプリ利用日数（人別・月次）
- $x4-11$: 年月フラグ（2020年3月をベースに設定）

連続量の変数に対数変換を施し、次式のように

$$\ln y = \alpha + \sum_{i=1}^3 \beta_i \ln x_i + \sum_{i=4}^{11} \beta_i x_i$$

回帰モデルを構築した。

最小二乗法による推定結果は、表 2.1 の通りである。

表 2.1 推定結果（赤文字は 2019 年各月ダミー変数の係数）

	Estimate	exp(b)	Pr(> t)
(Intercept)	2.557		0.000 ***
1日の平均利用モバイルアプリ数	0.097		0.000 ***
1日の平均モバイルアプリ起動回数	0.636		0.000 ***
平均モバイルアプリ利用日数	1.022		0.000 ***
201903	-0.074	0.929	0.000 ***
201904	-0.046	0.955	0.028 *
201905	-0.053	0.949	0.008 **
201906	-0.016	0.984	0.423
201907	-0.045	0.956	0.026 *
201908	-0.053	0.948	0.008 **
202004	0.069	1.072	0.001 ***
202005	0.070	1.073	0.000 ***
202006	0.036	1.036	0.080 .
202007	0.002	1.002	0.931
202008	0.026	1.026	0.202

表 2.1 の結果から、1 日の平均モバイルアプリ利用時間が長いユーザーは、1 日の平均利用モバイルアプリ数も多く、1 日の平均モバイルアプリ起動回数も多く、平均モバイルアプリ利用日数も多い事が把握された。次に、ビフォア・コロナ期の各月の係数に注目したい。表の赤文字の係数を見ると（19 年 6 月を除き）、それらは 2020 年 3 月よりも有意にモバイルアプリ利用時間が短かったことを示している（逆に、2020 年 3 月の水準は 19 年各月の実態よりも優位に利用時間が長かったことを示している）。

最後に、20 年 3 月～8 月の推移パターンをウォード法により抽出する。推移は 20 年 3 月の「1 人 1 日モバイルアプリ平均利用時間」を 100 とする各月の指数で計測している。結果は図 2.3 の通りである。樹形図の状況から、クラスター数を 3 とし、クラスターは樹形図の左から、C1、C2、C3 とした。そして、各クラスター平均は図 2.4 である。C1 は利用が減っており、外出の機会が減りスマホの利用自体が減った層だと解釈できる。C2 は利用に目立った変化がなく、以前と変わらない生活を続けていた層だと解釈できる。C3 は外出機会が減り、自宅でスマホを利用する機会、時間が増加した層だと解釈できる。

4. 整理

消費生活におけるデジタルの比率は増えており、モバイルアプリもその例外でないことが明らかになった。消費者の更なるデジタル化への準備が必要になっていると総括することが出来る。

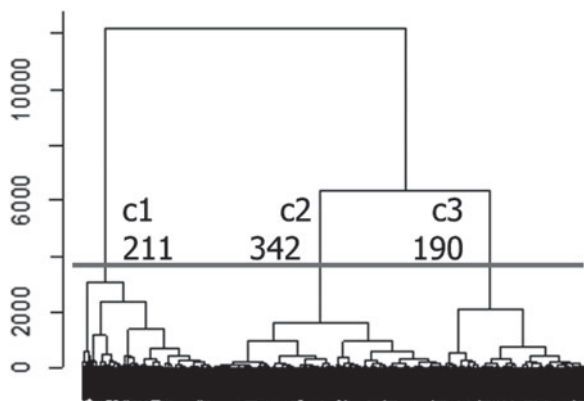


図 2.3 推移パターンのクラスター分析結果（数字はサンプルサイズ）

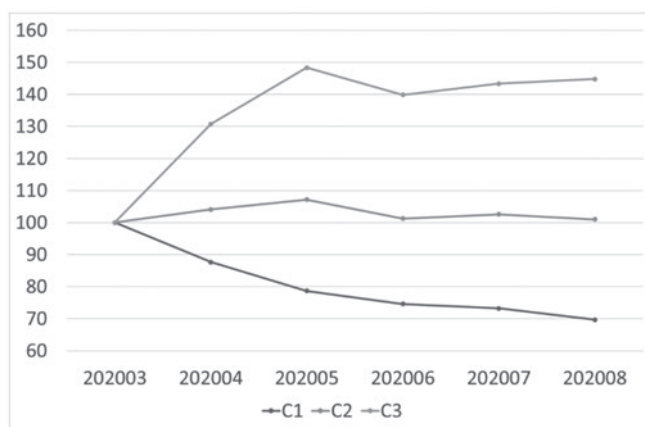


図 2.4 クラスター毎の各月の平均値（20 年 3 月を 100 とする）

第3章 モバイルアプリを利用したモビリティ分析

1. 消費者のモビリティとモバイルアプリ・コミュニケーション

生活者のモビリティ（移動の可能性）の低下は、出向回数を減少させ、実店舗の経営不振・撤退を促進するからである。目的地の減少は、再びモビリティの低下を招き、更なる消費低迷を促進する悪循環構造を形成する（図 3.1）。

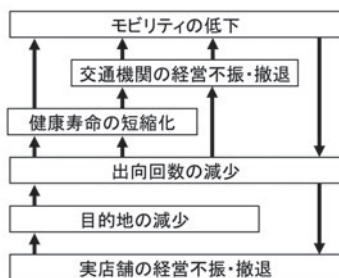


図 3.1：モビリティ低下による悪循環構造

この悪循環構造を脱するには高齢者を含むあらゆる世代がスムーズに移動、購買できる社会を実現する必要がある。そのために本章では、交通計画、マーケティングの研究者が連携し、どうすれば生活者による移動、購買が生じ続けるのか？そのメカニズムを解明するための研究プラットフォームのあり方を提示する。

2. 「乗合型移送サービスとみおかーと実証実験」概要¹

小量乗合輸送サービス「とみおかーと」の実証実験は、横浜国立大学（横浜国立大学 COI サテライト）、横浜市、京浜急行電鉄株式会社、日産自動車株式会社により、2021 年 11 月 01 日から 2022 年 01 月 31 日まで実施された（協力：三井住友カード株式会社、株式会社小田原機器、あいおいニッセイ同和損害保険株式会社）。

実証実験は、横浜市金沢区富岡西エリアにおいて実施された。エリア内には急勾配の坂がありバス停や駅へのアクセスが容易でない地域が存在している。

¹ 実証実験の詳しい内容は京浜急行電鉄（2021）を参照のこと。

今年度は、過去の実証実験結果を踏まえ、利用ニーズが集中する坂道を中心としたコースおよび駅から遠い住宅地へのコースに集約し、手挙げによる自由乗降方式での有償実証実験を実施した（図 3.2）。

- ・運行期間：2021 年 11 月 1 日（月）～2022 年 1 月 31 日（月）
- ・運休日：日曜・祝日
- ・運賃：1 乗車 大人 200 円、小人（小学生）100 円、未就学児無料

また、外出促進アプリ（ナッジアプリ）「とみおかーと Moove」が同実証実験にあわせて導入された。当アプリをスマートフォンにインストールしたユーザーは「とみおかーと」の乗車に加え、日常の徒歩や自転車等での移動でもポイントが獲得できる。ポイントは、カフェチェーンやコンビニエンス・ストア・チェーンで利用可能なクーポン等と交換が出来る。なお、本アプリを通して取得する移動履歴等は本実証実験の分析に活用されることが案内されている。



図 3.2 運行コース

出典：とみおかーと実証実験 web ページ <https://tomio-cart.jp>

3. 移動促進アプリによる移動履歴データ収集プラットフォーム

今回の実証実験を通じて収集されたデータは、GPS データである。GPS を活用した人々の移動行動の分析には Chen ら（2021）を始め、多くの研究成果がある。ただし、その GPS データをどう継続的に収集するのか？そのデータをどう企業や地域の課題解決に活かすか？といった問題については、まだ多くの課

題が残されている。

まず、継続的な収集に関する問題について整理したい。表 3.1 は Manfredini & Tagliolato (2013) が整理した携帯電話経由の位置情報データの特徴である。GPS 測定は情報提供者から見た場合はプライバシー問題というデメリットが大きい、分析者側から見ると他の収集方法に比して精度が高く、メリットも大きい。この時、情報提供者側が感じるデメリットを上回るメリットが提供出来れば、このトレードオフを解決することができると期待される。

そして、今回の実証実験を通じて、アプリ利用を開始した人数は約千名に至っている (2022 年 02 月末時点)。このことから、移動促進アプリにおいて移動履歴とポイントの交換が成立しうることが、本実証実験を通じて示されたと言えよう。

表 3.1 携帯電話を通じて収集される位置情報データの特徴



Data	Research area	Purpose
Tracks of displacements of individuals of a small selected sample (case study)	Tracking technologies (GPS, SMS, ...)	Study of mobility behaviour of specific group/population category
Tracks of calls of individual phone users (active mobile positioning)	Network science	Study of geometrical patterns of the mobility of individuals (deprived of the specific geographical reference)
Spatial distribution of cell phone activity (derived from cellular network log files)	Mobile landscapes	Study of the density of use of a territory

出典 : fredini & Tagliolato (2013)

< 参考文献 >

Chen, C., Zhang, D., Wang, Y., & Huang, H. (2021). Enabling Smart Urban Services with GPS Trajectory Data (pp. 3-347). Berlin/Heidelberg, Germany: Springer.

京浜急行電鉄 (2021). <https://tomio-cart.jp/>

Manfredini, F., Pucci, P., & Tagliolato, P. (2013). Mobile phone

network data: new sources for urban studies?. In Geographic information analysis for sustainable development and economic planning: New technologies (pp. 115-128). IGI Global.

農林水産省 (2018) . https://www.maff.go.jp/j/shokusan/eat/access_genjo.html

第4章 アフター・コロナにおけるモバイルアプリが顧客に及ぼす影響分析

本章は2020年代に小売業、交通機関を始め、あらゆるサービス業がこの複雑かつ速い波を乗り切るためには、デジタル・トランスフォーメーション (DX) によるパーソナライズが必要だと主張するものである。DXを成し遂げるためには何に注力すべきであろうか？それは、顧客の変容に対応するために顧客を中心に据えた「パーソナライズ」だと考える。

Strong (2018) は、ビジネスにおけるDXが進む中で、消費者の意思決定もその過程で変わり、特に消費財購入における意思決定には次の5つのトレンドがあると述べている。

- 1) パーソナライズ: 「万能型」から「個々のニーズを満たすサービス」へ
- 2) 設計された環境: 「没入型環境」が意思決定を形作る様になる
- 3) 時間の最適化: 「欲しいと思ってから入手するまでの時間」はより短くなる
- 4) 超合理化: 「品質保証としてブランドに頼る」よりも、「製品やサービス機能や口コミ評価をよく見る」態度へ
- 5) 体験化: 「製品」から「より豊かな体験を提供するサービス」へ

特に1) パーソナライズへの対応が重要だと考える。コロナ禍で多くのユーザーを獲得したAmazon、Netflix、YouTubeなど、成功した動画配信サービスは、いずれもパーソナライズされたユーザー・インターフェースを骨格にサービスを提供している。またこれまでのマーケティングの歴史を辿っても、マス・マーケティングから、セグメンテーション・マーケティングへ、そしてOne to Oneマーケティングへと、マーケティングの流れは顧客の対象を狭めることで進化してきた。パーソナライズはマーケティングの終着地点である。故に、パーソナライズはアフター COVID-19 の顧客戦略における最重要項目の1つだと考

える。

<参考文献>

Strong, C. (2018). The Behavioural Science of CPG. Retrieved on February 1, 2021. Retrieved from https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/publication/documents/2018-11/behavioural_science_cpg_disrupting_customer_experience.pdf

第5章 アプリケーションに対するカスタマレビュー有用性の分析

本研究で研究対象とするモバイルアプリもOSを提供する各社のプラットフォームであるGoogle PlayやApp StoreなどのECで売り買いされる1つの商品と捉えることができる。そこで、本章ではモバイルアプリを含む、オンライン上での購買に強い影響を与える様になっているカスタマレビューに焦点をあて、その有用性がどの様に定まるかを分析するモデルを開発する。Webアプリケーションのオンライン・カスタマーレビューを対象とした実証分析を行い、その結果を通じて、プラットフォームやアプリの広報ページにおいてどのようなレビューを優先的に掲示すべきか？について示唆を得ることを目指す。

1. はじめに²

現在の多くのECサイトのシステムでは、顧客からの投票総数の順位、あるいは投稿日時によってレビューをソーティングできる。オンライン・ショッピングをしている顧客たちはこのシステムを使用し、多くの投票を得ているレビューを簡単に読むことができる。このランキング・システムは、大変優れたシステムである。しかし、発売初期、中期、後期のそれぞれに、解決されない問題を孕んでいる。ランキング・システムが十分に機能しているとは言えない状態を解消するためには、ECサイト側も、ランキング・システムに任せるだけではなく、もう一步踏み込んで、どのようなレビューが消費者にとって有用であるか、そのメカニズムを解明し、そのメカニズムに基づき、より良いレビュー提供のあり方について検討すべきである。以上の問題意識に基づき、本研究では、レビューの有用性の高低がどのようなメカニズムによって定まるかに

² 本章の内容は『行動計量学』49巻2号に掲載の「オンライン・カスタマーレビューにおける感情表現と商品の不確実性がレビューの有用性に与える影響」に加筆したものである。共に研究に取り組んだ横浜国立大学大学院の馮超禹氏にはこの場を借りて、厚く御礼申し上げます。

着目する。

2. 既存研究整理と研究目的

eWOMに関する研究の一環として、レビューの中身が有用性に与える影響に焦点を当てた研究が数多く行われている。それらの既存研究における課題を踏まえ、レビューの有用性に与える感情表現の影響をさらに解明するために次の2点に焦点を当てた分析を行う。

第1に、レビュー・コンテンツ内のトピックが異なる場合に、感情表現が同じでも、レビューの有用性に与える影響がどのように異なるのかを解明する。

第2に、消費者が知覚する不確実性のレベルによって、トピックや感情の要素がどの様に異なるかを解明する。

3. データ

3.1 利用データと対象商品

本研究のデータには、Shopify.comの2,831件のアプリケーション商品に関する268,293件のレビューが含まれている。データセット内の各商品は、Shopify.comにオンラインストアを持つ小売業者にWebデザインやマーケティング促進ツールなどの機能を提供するWebアプリケーションである。従って、これらの商品の購買者、及び、レビュー執筆者、閲覧者は全て小売業者である。また言語は全て英語である。

3.2 レビュー・トピックの抽出方法

クリーニングされたデータを使用してLDAモデルをトレーニングし、コヒーレンス・スコア（トピックの品質を測定する評価指標）を使用してスコアの高さと、解釈のし易さを考慮し、トピックの数を選択した。結果、8トピックの時にコヒーレンス・スコアと解釈容易性の双方が高いことが確認された（表5.1）。最後に、トレーニングされたモデルを使用して、各オンライン・カスタマーレビューの各トピックの確率を推定した。

表 5.1 各トピックのネーミング

Topic	Topic Name	Top 10 High Frequency words in the topic model
Topic 1	Function of page design	Simple, Design, Application, Cart, Bar, Top, Search, Install, Setup, Button
Topic 2	User experience (using related)	Use, Anyone, Ease, Install, Business, Functionality, User, Product, Brand, Shop
Topic 3	Function of customer service	Customer, Service, Support, Setup, Problem, Experience, Quick, Issue, Care, Everything
Topic 4	Support and response	Support, Team, Quick, Tool, Integrate, Integration, Theme, Installation, Responsive, Custom
Topic 5	Function of appearance design	Store, Site, Look, Product, Need, List, Check, Found, Page, Exit
Topic 6	Function of shipping	Privy, User, Shipping, Time, Business, Order, Send, Aftership, Track, Process
Topic 7	Function of review related	Use, Review, Try, Update, Build, Product, Need, Plan, Collect, List,
Topic 8	User experience (time related)	Sign, Increase, Install, Time, Wait, Start, Version, Set, Understand, Day

3.3 埋め込まれた感情的な単語のデータ操作

Felbermayr, and Nanopoulos (2016) は、NRC レキシコンの性能を検証し、レビューの有用性に関する分類精度の高さを明らかにした。このレキシコンに基づき、オンライン・カスタマーレビューから感情的な各単語の出現頻度を抽出した。

また Felbermayr et al. (2016) を参考に、それぞれの感情的な側面をより正確に表現するために、感情的な単語の頻度に二乗根を用い、レビュー投稿者が持つ特異な癖を与える影響を小さくした。式は式 (1) である。

$$\begin{aligned} \text{sqrt of Emotion}_i \text{ words in Review}_i &= \sqrt{\text{Emotion}_i \text{'s words}} \\ \text{Emotion}_i &\in k, \quad k = \{\text{Anger}, \dots, \text{Trust}\} \end{aligned} \quad (1)$$

最後に、様々なトピック条件下で感情的な単語を表すために、すべての感情次元変数と相互に作用するトピック変数を使用し、64 個の相互作用変数を生じた (式 (2))。

$$\text{Vector}_{\text{word count of topics}} \cdot \text{Vector}_{\text{percentage of emotion}}^T \quad (2)$$

3.4 金銭的なリスクのデータ操作

まず、金銭的なリスクは、無料トライアルを提供しているか、否かで判別する。本研究では、対象商品を次の 2 グループに分けた。最初のグループは無料トライアルを提供しない商品グループで、試用を経ずに、商品を購入する必要があるため、金銭的なリスクは高い。2 番目のグループは、無料トライアルを実施する商品である。無料トライアルによって、消費者は購入するかどうかを意思決定する前に、全機能を自由に試用できるため、金銭的なリスクは比較的低い。表 5.2 に、各グループのサンプルサイズを示す。

表 5.2. 各グループのサンプルサイズ

	グループ1	グループ2
	(無料トライアルなし)	(無料トライアルあり)
レビュー件数	156,139	112,154
有用と評価されたレビュー件数	15,134	12,272
レビューあたり「役に立った」	0.096	0.109

4. 分析モデル

2.4 節で言及した研究目的を達成するモデルを次の様に構築し、以上のデータに適用する。負の二項分布のパラメーター化は、Hilbe (2011) を参考にした (式 (3))。

$$\Pr(Y = y_i | \mu_i, \alpha) = [\Gamma(y_i + \alpha^{-1}) / (\Gamma(\alpha^{-1}) \Gamma(y_i + 1))] [1 / (1 + \alpha \mu_i)]^{\alpha^{-1}} [\alpha \mu_i / (1 + \alpha \mu_i)]^{y_i} \quad (3)$$

ここで、 μ は y の平均であり、 α は不均一性パラメーターである。負の二項回帰モデルは式 (4) で示されている通りである。

$$\ln(\mu) = \beta_0 + \beta_1 * x_1 + \beta_2 * x_2 + \dots + \beta_n * x_n \quad (4)$$

5. 分析結果

まず、比較対象モデルを定式化する。トピックと感情変数の影響を複合的に捉えることの意義を確認するため、感情変数とトピックの主効果のみのモデルを比較モデルとして定式化する (式 (5))。

$$\ln(\mu) = \beta_0 + \sum_{i=1}^8 \beta_i * Topic_i + \beta_9 * Anger + \beta_{10} * Anticipation + \beta_{11} * Disgust + \beta_{12} * Fear + \beta_{13} * Joy + \beta_{14} * Sadness + \beta_{15} * Surprise + \beta_{16} * Trust + \beta_{17} * Rating + \beta_{18} * Wordcount + \beta_{19} * Price \quad (5)$$

次に、トピックを伴った感情変数を加えた本研究のモデルを以下のように定式化する (式 (6))。

$$\ln(\mu) = \beta_0 + \sum_{i=1}^8 \beta_i * Topic_i * Anger + \dots + \sum_{i=1}^8 \beta_{56+i} * Topic_i * Trust + \sum_{i=1}^8 \beta_{64+i} * Topic_i * \beta_{73} * Anger + \beta_{74} * Anticipation + \beta_{75} * Disgust + \beta_{76} * Fear + \beta_{77} * Joy + \beta_{78} * Sadness + \beta_{79} * Surprise + \beta_{80} * Trust + \beta_{81} * Rating + \beta_{82} * Wordcount + \beta_{83} * Price \quad (6)$$

上記のモデルを 2 つの商品グループのデータに適用した。

結果、求められた標準化回帰係数は表 5.3 の通りである。

表 5.3 分析結果

(標準化回帰係数：グループ 1 は無料トライアルなし、グループ 2 は無料トライアルあり)

変数	グループ 1 (主効果のみ)	グループ 2 (主効果のみ)	グループ 1 (本研究モデル)	グループ 2(本研究モデル)
通常	-2.049***	-1.647***	-2.103***	-1.662***
怒り	0.029***	0.005	0.033***	0.005
期待	0.059***	0.048***	0.071***	0.031*
嫌悪	0.008	-0.009	0.047***	0.012
恐れ	0.014*	-0.036***	0.039***	-0.029
喜び	0.007	0.001	-0.021	0.033*
悲しみ	0.053***	-0.012	0.132***	0.040**
驚き	-0.055***	0.01	-0.035***	0.022
信頼	0.068***	0.058***	0.116***	0.085***
トピック 1	-0.075***	0.001	-0.049***	0.017
トピック 2	0.074***	-0.006	0.143***	0.053***
トピック 3	0.016**	0.054***	0.119***	0.110***
トピック 4	0.029***	0.031***	0.080***	0.111***
トピック 5	0.041***	-0.016	0.167***	0.039
トピック 6	0.027***	-0.069***	0.372***	0.015
トピック 7	-0.071***	-0.037***	-0.003	-0.003
トピック 8	0.014**	-0.001	0.013	0.054**
レイティング	-0.639***	-0.439***	-0.620***	-0.432***
価格	-0.031***	-0.038***	-0.038***	-0.040***
総単語数	0.380***	0.379***	0.431***	0.416***
怒りトピック 1			-0.006	-0.022
怒りトピック 2			0.019*	0.037**
怒りトピック 3			0.022**	-0.002
怒りトピック 4			0.028**	-0.022
怒りトピック 5			-0.016	-0.028*
怒りトピック 6			-0.040**	0.02
怒りトピック 7			-0.007	0.004
怒りトピック 8			-0.032**	0.003
期待トピック 1			0.080***	0.014

期待トビック 2	0.028**	-0.012
期待トビック 3	-0.060***	-0.012
期待トビック 4	-0.038**	-0.003
期待トビック 5	-0.037**	-0.021
期待トビック 6	-0.132***	-0.067**
期待トビック 7	-0.022	0.080**
期待トビック 8	0.008	-0.006
嫌惡トビック 1	-0.022*	0.015
嫌惡トビック 2	-0.009	0.014
嫌惡トビック 3	-0.007	0.006
嫌惡トビック 4	-0.036***	0.002
嫌惡トビック 5	0.007	-0.007
嫌惡トビック 6	-0.01	-0.025
嫌惡トビック 7	0.013	-0.019
嫌惡トビック 8	-0.016*	-0.014
恐れトビック 1	-0.02	-0.008
恐れトビック 2	-0.005	0.037**
恐れトビック 3	-0.027**	-0.042**
恐れトビック 4	-0.019*	-0.011
恐れトビック 5	-0.035**	0.008
恐れトビック 6	-0.060***	0.004
恐れトビック 7	0.051***	-0.001
恐れトビック 8	-0.001	-0.029
喜びトビック 1	0.070***	0.001
喜びトビック 2	-0.016*	-0.014
喜びトビック 3	0.063***	-0.063**
喜びトビック 4	0.019	-0.059**
喜びトビック 5	-0.030*	-0.056**
喜びトビック 6	-0.006	0.011
喜びトビック 7	-0.025	0.032
喜びトビック 8	0.028*	0.062**
悲しみトビック	0.048**	-0.022

1

悲しみトビック			-0.041***	-0.052**
2				
悲しみトビック			-0.037**	-0.013
3				
悲しみトビック			-0.019*	-0.039**
4				
悲しみトビック			0.004	0.017
5				
悲しみトビック			-0.066***	-0.008
6				
悲しみトビック			-0.090***	0.006
7				
悲しみトビック			-0.022*	-0.025
8				
驚きトビック 1			-0.025**	0.013
驚きトビック 2			0.049***	0.032**
驚きトビック 3			0.001	-0.013
驚きトビック 4			-0.001	0.013
驚きトビック 5			0.022**	-0.001
驚きトビック 6			-0.013	-0.001
驚きトビック 7			-0.021*	-0.049**
驚きトビック 8			-0.025**	-0.014
信頼トビック 1			-0.136***	-0.029
信頼トビック 2			-0.108***	-0.083***
信頼トビック 3			-0.086***	0.025
信頼トビック 4			-0.011	-0.012
信頼トビック 5			-0.083***	0.009
信頼トビック 6			-0.094***	-0.007
信頼トビック 7			0.028	-0.097***
信頼トビック 8			0.046**	-0.061**
疑似決定係数	0.242	0.074	0.253	0.078
AIC	138672.283	112401.29	137147.621	112362.879
件数	156139	112154	156139	112154

6. 結論

レビューの有用性に対して感情表現がもたらす影響は、レビューの内容に依存する。そしてレビュー内の感情表現を伴う言葉は、消費者が知覚するレビューの有用性を変える可能性がある。オンライン・カスタマーレビューにおける感情の影響は、オンライン・ショッピングにおける環境の不確実性によって異なってくる。消費者が商品に対して抱く不確実性の程度がより高い場合、消費者がレビューの有用性を判断する際の感情表現を伴う言葉はより重要になる。

ECの社会への浸透拡大を踏まえ、今後もこの領域の研究が数多く蓄積されることを期待したい。

<参考文献>

Felbermayr, Nanopoulos (2016), “The Role of Emotions for the Perceived Usefulness in Online Customer Reviews,” *Journal of Interactive Marketing*, 36, 60-76.

Hilbe (2011), “Negative Binomial Regression,” *Psychometrika*, 77, 3, 611-612.

第6章 まとめと提言

○提言1 移動活性化の為のモバイルアプリによるコミュニケーション

コロナ禍終息後の移動需要の創造に向け、交通機関はモバイルアプリを活用したコミュニケーション手法を確立すべきと考える。

○提言2 デジタル・ディバイド解消のためのウェアラブル・デバイス上で稼働するモバイルアプリ開発

スマートフォンを使いこなせない比率が多い年代層も重要な移動需要の担い手であり、デジタル・ディバイドを解消するための、ウェアラブル・デバイス上で稼働するモバイルアプリ開発も中期的には必要である。

○提言3 移動履歴の計測ツールとしてのモバイルアプリ活用とインセンティブ設計

交通機関は、移動履歴の計測ツールとしてのモバイルアプリ活用を検討すべ

きである。

○提言 4 モバイルアプリによるが交通機関、小売・サービス業の連携促進と 貢献度評価

交通機関、小売・サービス業はモバイルアプリの一体的運営や情報共有を模索すべきである。

○提言 5 有用性の高いオンライン・カスタマーレビューの有効活用と分析フ レーム開発

モバイルアプリを通じた優れた顧客体験の提供を実現するのは当然のこととして、その経験を踏まえた有用性の高いオンライン・カスタマーレビューの抽出を可能にする分析フレームを模索すべきと考える。