



テレビCMの出稿配分最適化

NRI Marketing Analysis Contest 2020

同志社大学 文化情報学部 数理推論研究室4年

増田 愛子

研究背景	p. 2 ~ 3
研究目的	p. 4
データ加工・事前分析	p. 5 ~ 9
分析 1	p. 10 ~ 13
分析 2	p. 14 ~ 23
分析 3	p. 24 ~ 25
結果と考察	p. 26 ~ 28
今後の課題	p. 29
参考文献	p. 30

広告主企業とテレビ局視点で見る広告出稿の現状

これまでの課題と研究

テレビCMの料金体系は主に、スポットCMとタイムCMの2つ
どちらの体系も、最終的にテレビ局が広告枠を決定

テレビ局

人気のない広告枠(視聴率の低い枠)を
積極的に売り出せない

広告主企業

タイムCMは高価で出稿期間・番組が定まっている
スポットCMは、出稿する時間帯の幅のみ指定できる
限られた費用で広告主企業が運用できる幅が狭い

最適化法を用いた研究

テレビ局の出稿配分が重要となるため
競合商品との兼ね合いを考慮し
どの広告を、どの番組・タイミングに配置するか[8][9]
テレビ局視点のスケジューリング問題が行われていた

第3の広告体系SASの登場による今後の展開

(SAS: Smart Ad Sales, 2020.02)

広告主は1つの広告枠から購入可能
それぞれの広告枠におけるリーチ層のデモグラフィック情報の把握が可能 [6] [7]

SASを導入したテレビ局 ▼

日本テレビ、フジテレビ、TBS、テレビ東京、
読売テレビ、中京テレビ、福岡放送

視聴率が低くても、需要の見込まれる枠を売り出せるようになる

広告主企業



どの時間帯・番組に出稿するのが
効率的であるのかという目安が必要



複数のテレビ局を跨いだ最適化が必要

広告主企業視点の最適化問題

時間帯別の出稿配分の提案を試みる



生活者の多様化とその対応

■ スポットCM主流から、インターネット広告主流のターゲティング時代へ

テレビ局の主要な収益源であったスポットCMの低迷[1]と、インターネット広告の台頭[2]が注目される中、
テレビが未だに広告として魅力的なメディアである理由は、「ある程度セグメントされた多くの人へのリーチ」が可能である点にある[3]



■ マーケターが注目した生活者のセグメンテーション [4]

「ターゲット視聴率」という指標を用いて効率的な出稿計画を立てることの重要性が唱えられており、
これまでのデモグラフィック的アプローチにかわって、「興味関心・行動ベース」のアプローチに移行しつつある



■ その背景にある生活者の多様性 [5]

テレビ視聴・ネット視聴のピークタイムが異なる
テレビ視聴・ネット視聴層で情報や消費に対する意識差がある



消費行動や職業、価値観の多様化している生活者を捉えるために、
生活パターンを支配する「時間」が鍵を握るのではないか

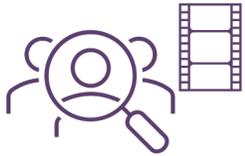
本研究の目的 と 研究の流れ

研究目的： 広告主企業視点の時間帯別CM出稿配分を最適化する

背景を踏まえて、SAS利用を想定しているような企業向けに
現行のCMよりもコストを抑えて効率的に広告効果の得られる時間帯の目安として出稿配分を提案

Analysis 1

時間帯別に見る
生活者の特徴を明らかにする



Characterize hourly lifestyle



Analysis 2

現行のCM出稿状況と
広告効果を明らかにする



Grasp actual advertising effects



Analysis 3

出稿配分の最適化



Optimize allocation of ads

分析1-1では、時間帯別テレビ視聴時間によって生活者を分類し、デモグラフィック情報・サイコグラフィック情報・ネット利用状況から特徴を見る。分析1-2では、興味関心・行動ベースのアプローチに移行しつつある背景を踏まえ、商品関与度合いから特徴を見る。

分析2-1では、出稿状況からリーチ層を確認する。分析2-2では、DR推定量を用いて広告の効果と考えられる消費行動の変化を明らかにする。分析2-3では、一般化傾向スコア分析によって、CM視聴回数と広告効果の関係を見る。

分析3では、コストやCM視聴回数(分析2-3)に関する制約条件に組み込み、ターゲット視聴率を最大化する線形計画問題を解くことで、最適な時間帯ごとの出稿配分を提案する。

対象とした商品とデータ加工 (消費行動情報)

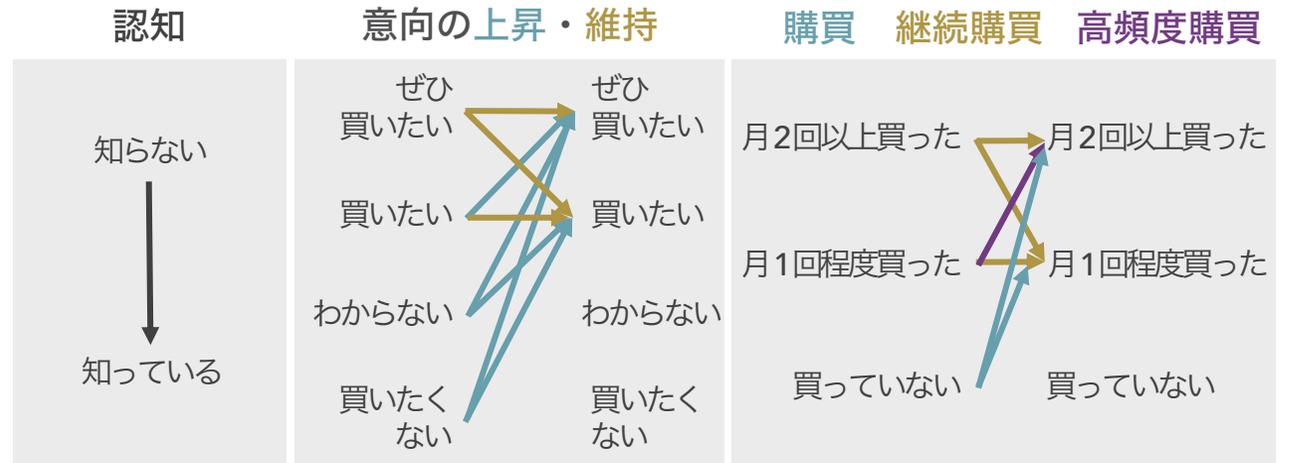
大ジャンル	小ジャンル	商品名	
飲料・食品	飲料	胡麻麦茶	
		UCC BLACK無糖	
		ワンダ X-BITTER	
	アルコール飲料	スーパードライ	
		一番搾り	
		金麦	
		本麒麟	
	お菓子	ポッキーチョコレート	
		ハーゲンダッツ ミニカップストロベリー	
		不二家 LOOK	
	外食チェーン店	ケンタッキーフライドチキン	
		ドミノ・ピザ	
マクドナルド			
UR賃貸住宅			
サービス	住宅	ヘーベルハウス	
		三井不動産	
		Amazonプライム・ビデオ	
	有料動画配信	Netflix	
		スカパー!	
	電子マネー	au PAY	
		d払い Pay Pay	
	カードローン	JCB	
		VISA	
		アメックス	
	美容・化粧品	UVケア	アネッサ
			ソフィーナIP UVレジスト
スキンケア		ONE BY KOSE MELANOSHOT WHITE	
		SK-II	
		洗顔専科パーフェクトホワイトクレイ	
		エリクシル アドバンスド スキンフィニッシャー	
下地		オバジC	
		dプログラム アレルバリア エッセンスBB インテグレート プロフィニッシュファンデーション	
医薬品	医薬品	アリナミンEXプラス	
		アレグラFX	
		アレジオン20	
		クラリチンEX	

対象商品は全12ジャンルの38商品

分析3における提案で用いる商品ジャンルは小ジャンルとする
(ただし、美容・化粧品は大ジャンルで提案する)

データ加工 (消費行動情報)

各商品の購入意向・購入実態のデータを用いる
各消費行動の変化に当てはまるか否かで(1,0)の2値に加工した
アンケート項目や回答が商品によって異なるため、下の図解は一例である



それぞれ左(上)が第1回調査時の回答、右(下)が第2回調査時の回答を表す

データ加工 (デモグラフィック情報、インターネット利用情報)

■ 性別 女性か否か (1, 0)

■ 年代 20代 (1, 0)

30代 (1, 0)

40代 (1, 0)

■ 子供 子持ちか否か (1, 0)

■ 結婚 既婚か否か (1, 0)

■ 家族構成 単身世帯 (1, 0)

夫婦のみ (1, 0)

夫婦と未婚の子供 (1, 0)

ひとり親と未婚の子供 (1, 0)

夫婦と既婚の子供 (1, 0)

3世代以上 (1, 0)

■ 職業

専業主婦(夫) (1, 0)

学生 (大学・大学院、専門学生、浪人・予備校、高校生) (1, 0)

不定職者 (フリーター、パート・アルバイト、派遣) (1, 0)

専門職 (教務員、医師・医療、農林・水産、弁護士・税理士) (1, 0)

自営業 (1, 0)

会社経営・役員 (1, 0)

会社員 (1, 0)

公務員 (1, 0)

無職 (1, 0)

■ インターネットサービス利用頻度

.....1週間に1度以上の頻度で利用しているか否か (1, 0)
アンケートデータにあるサービス (33サービス) について

データ加工 (サイコグラフィック情報)

因子分析によって変数を縮約

それぞれの因子に対応する変数の数を
単純加算して標準化したものを用いる

消費価値観

趣味

HOB1
アクティブ | 外食・グルメ・食べ歩き、国内旅行、
海外旅行、遊園地・テーマパーク

HOB2
ギャンブル | 競馬、パチンコ、宝くじ

HOB3
アート鑑賞 | 音楽鑑賞、映画・演劇・美術鑑賞、
ビデオ・DVD鑑賞、テレビゲーム

HOB4
工作 | 編み物、料理、日曜大工、
機械・模型いじり、園芸・庭いじり

HOB5
アウトドア | スキー、スノーボード、
釣り、アウトドア、キャンプ

HOB6
読書

SEN1
高価格受容

多少値段が高くても品質の良いものを買う
多少値段が高くても利便性の高いものを買う
多少値段が高くてもアフターサービスが充実しているものを買う
環境保護に配慮して商品を買う
安全に配慮して商品を買う

SEN2
高品質志向

価格が品質に見合っているかどうかよく検討してから買う
出来るだけ長く使えるものを選ぶ
商品を買う前に色々情報を集めてから買う
同じ機能・値段ならば、外国製品よりも日本製品を買う

SEN3
他者志向

使っている人の評判が気になる
周りの人が持っているものを持っていないと気になる
有名な人が良いと言っているものを選ぶ
周りの人が良いと言っているものを選ぶ

SEN4
デザイン重視
自分志向

使いやすい(着やすい)かどうかよりも色やデザインを重視して買う
テレビやパソコンなどの商品でも、色やデザインを重視して買う
流行にはこだわる方である
周りの人と違う個性的なものを選ぶ
自分のライフスタイルにこだわって商品を選ぶ
自分の好きなものは、たとえ高価でもお金を貯めて買う

SEN5
ミーハー

名の通ったブランドやメーカーの商品であれば、
その分多少値段が高くても良い
無名なメーカーの商品よりは、有名なメーカーの商品を買う

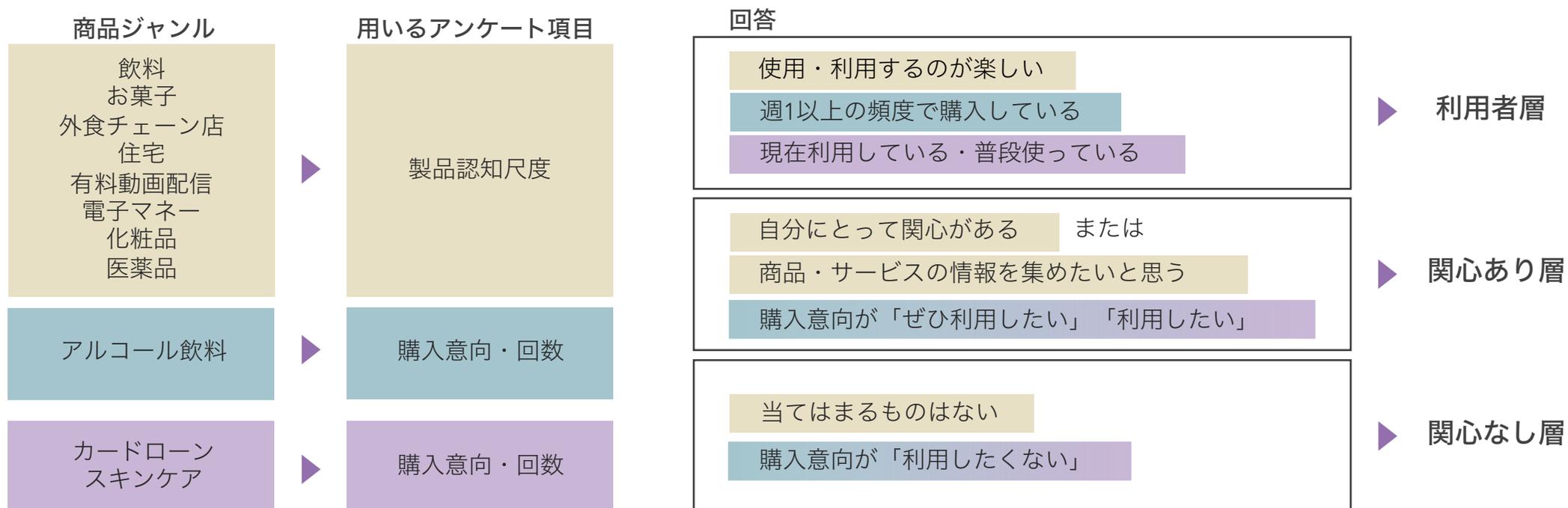
SEN6
節約志向

とにかく安く経済的なものを買う
プライベートブランドをよく買う

データ加工 (商品関与情報)

商品関与度合い (マーケティングファネル) によってサンプルを分類

各サンプルを、以下の商品ジャンルに対してそれぞれ「利用者層」「関心あり層」「関心なし層」に分類する
「利用者層」「関心あり層」「関心なし層」は互いに排反である
同色の商品ジャンル・アンケート項目・回答が対応している



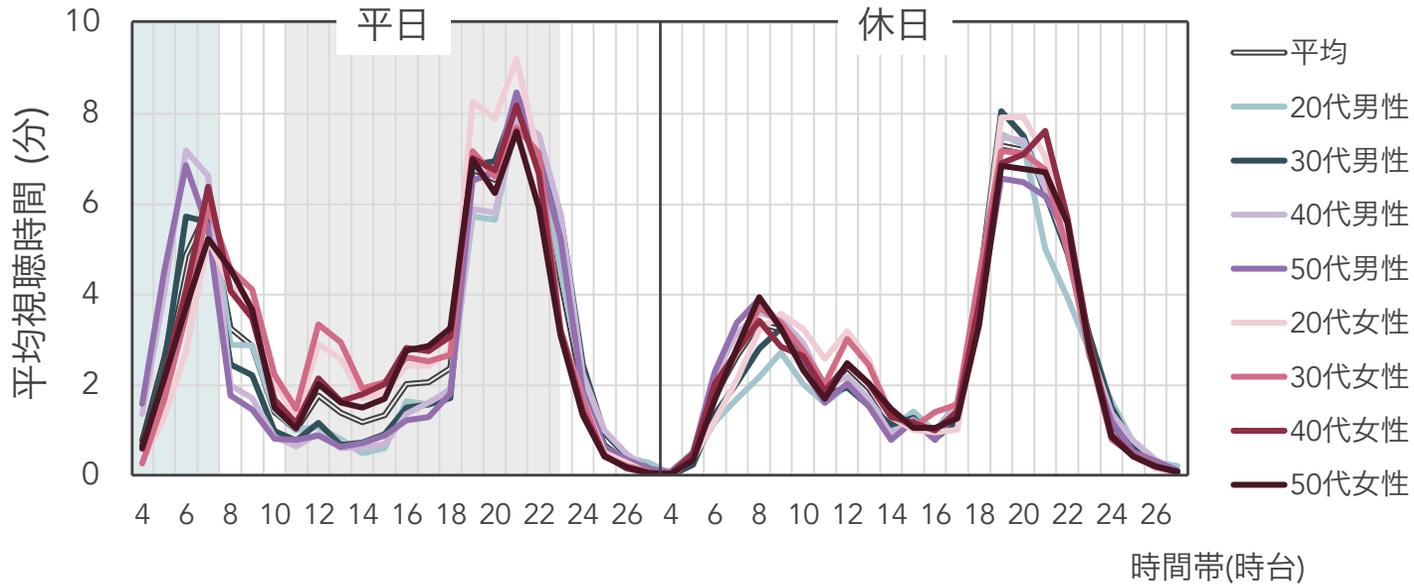
※ UVケア商品についての質問項目がなかったため、美容化粧品として類似した商品ジャンルであるスキンケアと化粧品を参照して考察する

事前分析 時間帯別視聴時間 (性別・年代によるセグメンテーション)



性別・年代によってテレビを視聴する時間帯に差があるのか

番組の放送開始 / 終了時刻から得られた各時間帯の放送時間を用いて、全2500サンプルに対して視聴した番組の放送時間の平均値を時間帯ごとに算出し、それを平均テレビ視聴時間として扱う
以下の図が、性別と年代によって層別して平均テレビ視聴時間をプロットしたものである



- およそ11時から18時までの日中や19時から22時のゴールデンタイムは女性の方が視聴時間が長い
- 朝は男性の方が長い
- しかし、その差は大きくても2分

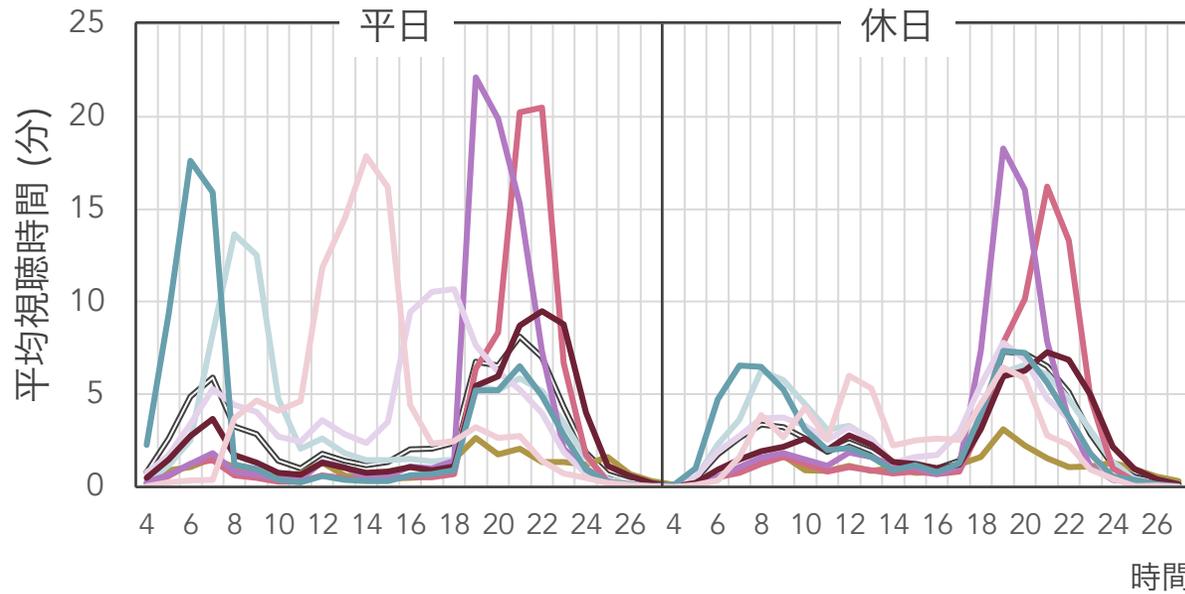
▶ デモグラフィック情報に基づく層ごとの時間帯別のテレビ視聴時間の大きな差は見られない

※ 2/11, 2/24, 3/20は祝日であるため休日扱い

分析1-1 生活者クラスターの分類

平均テレビ視聴時間を変数とした非階層的クラスター分析

K平均法を用いて8クラスターに分類
クラスターごとの平均を下の図に示した



平均よりも
視聴時間が
顕著に長い時間帯

- なし
- 8 ~ 11時台
- 20 ~ 23時台
- 19 ~ 22時台
- 16 ~ 18時台
- ほぼ平均と同じ
- 4 ~ 7時台
- 12 ~ 15時台

- ローテレ型
- 午前視聴型
- ※P帯視聴型
- ※GT視聴型
- 夕方視聴型
- 平均的視聴型
- 朝視聴型
- 午後視聴型

生活者クラスター

▶ 時間帯別の視聴時間に差が見られたのは平日であるため
本レポートでは平日に着目する

※ P帯はプライムタイム, GTはゴールデンタイムを指す

分析1-1 生活者クラスターの特徴把握



2項ロジスティック回帰分析による生活者クラスターの特徴把握

目的変数をそのクラスターに属するか否かとした2項ロジスティック回帰分析の実行結果
 説明変数は、p.6, 7記載のデモグラフィック情報、サイコグラフィック情報、ネットサービス利用情報とした

クラスター	デモグラフィック情報				サイコグラフィック情報		ネットサービス利用情報	
	性別	年代	結婚・子供・家族	職業	趣味	消費価値観	(回帰係数が正)	(回帰係数が負)
ローテレ型	男性		未婚, 単身世帯	専門職, 会社員	アウトドア 読書	高価格受容	Facebook, LINE LIVE	LINEのタイムライン, 楽天, d menu, SmartNews, 食べログ
平均的視聴型		20代, 30代	子持ち	会社員	ギャンブル	他者志向	TVer, goo	ニコニコ動画, dマガジン
朝視聴型	男性	20代, 30代	既婚	専業主婦(夫), 学生, 無職, 不定職者, 自営業			Twitter 食べログ	Instagram 価格コム
午前視聴型	女性	30代	既婚	自営業, 会社員	読書	ミーハー	Instagram, YouTube, 食べログ, DELISH KITCHEN	Facebook Yahoo! JAPAN
午後視聴型	女性	30代	夫婦と既婚の子供			高価格受容	Yahoo!ショッピング	SmartNews
夕方視聴型	女性		子持ち, 単身世帯	専業主婦(夫), 無職, 不定職者			LINEのタイムライン, goo	NewsPicks, 食べログ
GT視聴型	女性	20代, 30代	単身世帯	不定職者, 専業主婦(夫)			Paravi, Yahoo!ショッピング	Facebook, 楽天, DELISH KITCHEN
P帯視聴型	男性	20代	子持ち, 夫婦のみ			高価格受容		YouTube, LINE LIVE, Google

AIC基準、P値0.05以下の変数を記載 青字は回帰係数が負の値だったものを示す

分析1-2 リーチ層の確認

それぞれの商品関与層がどの時間帯に多いのか

$$\frac{\text{ある生活者クラスターかつある商品関与層のサンプルサイズ}}{\text{ある生活者クラスターの総数} \times \text{ある商品関与層の総数}}$$

値が小さくなるため、比較しやすいよう10⁴をかけた値を表に示した

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.233	3.498	4.604
平均的視聴型	3.937	3.608	4.191
朝視聴型	4.053	3.771	4.064
午前視聴型	3.490	3.625	4.418
午後視聴型	3.163	5.025	4.025
夕方視聴型	4.559	3.794	3.791
GT視聴型	4.954	4.419	3.332
P帯視聴型	0.960	4.988	5.192

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.545	4.045	4.010
平均的視聴型	3.657	3.631	4.089
朝視聴型	4.801	4.396	3.885
午前視聴型	2.755	3.726	4.109
午後視聴型	5.590	2.914	4.152
夕方視聴型	3.138	5.031	3.828
GT視聴型	5.056	3.542	4.048
P帯視聴型	2.528	3.205	4.224

アルコール飲料

利用者層は夕方・GT視聴型に多いがP帯視聴型には極端に少ない。しかし、P帯視聴型は関心あり層・関心なし層といった非利用者層において高い値を示している。関心あり層について、午後視聴型も高い値を取っているが条例[10]によって12~15時台の出稿はできないため、アルコール飲料と共買されるような商品のCM出稿が好ましいとも捉えられる。

住宅

利用者層は朝・午後・GT視聴型に多い。関心あり層は夕方視聴型が最も高い値をとっているが、利用者層・関心あり層と共通して高い値を示す朝への出稿が安定した効果が見込まれると考えられる。

飲料・お菓子・外食チェーン店

利用者層は共通して平均的・午後・P帯視聴型に多い。関心あり層は利用者層における割合の少ない朝・夕方視聴型の値が高く、利用者と非利用者間でテレビを視聴する時間帯が排反であることがわかる。

飲料

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.098	3.199	4.217
平均的視聴型	4.452	3.636	3.944
朝視聴型	3.124	4.813	4.074
午前視聴型	3.397	4.465	4.081
午後視聴型	4.825	3.500	3.846
夕方視聴型	4.039	4.589	3.799
GT視聴型	3.527	3.773	4.251
P帯視聴型	5.454	3.724	3.537

お菓子

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.086	3.238	4.229
平均的視聴型	4.683	3.896	3.533
朝視聴型	3.205	4.567	4.372
午前視聴型	3.854	3.250	4.396
午後視聴型	4.956	3.545	3.464
夕方視聴型	3.891	4.565	3.864
GT視聴型	3.250	4.354	4.421
P帯視聴型	5.229	2.886	3.515

外食
チェーン店

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.653	2.848	4.462
平均的視聴型	4.262	3.369	4.032
朝視聴型	3.337	5.545	3.932
午前視聴型	3.583	3.646	4.293
午後視聴型	5.029	3.962	3.507
夕方視聴型	4.053	4.579	3.827
GT視聴型	3.754	4.149	4.082
P帯視聴型	4.342	1.792	4.393

分析1-2 リーチ層の確認

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.626	3.651	4.234
平均的視聴型	3.570	4.529	3.889
朝視聴型	3.843	4.008	4.035
午前視聴型	3.587	3.758	4.200
午後視聴型	5.024	3.942	3.773
夕方視聴型	4.247	4.135	3.884
GT視聴型	3.958	3.851	4.071
P帯視聴型	2.350	3.869	4.457

電子マネー

利用者層は午後視聴型に多く、P帯に少ない。関心あり層は平均的視聴型に多い。

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.680	2.939	4.074
平均的視聴型	4.473	3.789	3.958
朝視聴型	3.757	4.974	3.989
午前視聴型	4.086	2.855	4.034
午後視聴型	3.316	3.475	4.093
夕方視聴型	4.242	5.355	3.923
GT視聴型	3.945	3.860	4.011
P帯視聴型	5.622	0.000	3.980

カードローン

利用者層はP帯に多い。同じキャッシュレスの手段である電子マネーとはこの点において逆の結果が示された。また、関心あり層において値が高いのは朝・夕方視聴型であり、P帯はほぼ0であった。

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	5.399	3.453	4.063
平均的視聴型	4.258	4.368	3.898
朝視聴型	3.823	3.529	4.123
午前視聴型	4.937	3.949	3.966
午後視聴型	3.673	4.178	3.973
夕方視聴型	3.968	4.409	3.903
GT視聴型	2.860	3.814	4.101
P帯視聴型	2.264	2.787	4.379

医薬品

利用者層はローテレ型、午前視聴型に多く、GT・P帯視聴型には少ない。関心あり層と関心なし層では顕著な値の大小は見られなかった。

有料動画配信

利用者層は平均的・午前視聴型に多く、GT・P帯視聴型は少ない。これは、有料動画配信サービスの利用者がGT・P帯にテレビを視聴するのではなく、その有料動画配信サービスや他コンテンツを利用している可能性があることを示す。関心あり層において値の高いクラスターは利用者層においても値が高い。

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.293	3.377	4.052
平均的視聴型	4.699	4.578	3.768
朝視聴型	3.823	3.484	4.122
午前視聴型	4.630	4.649	3.769
午後視聴型	4.145	3.449	4.068
夕方視聴型	4.014	4.018	3.994
GT視聴型	3.091	4.345	4.113
P帯視聴型	2.499	4.128	4.263

化粧品

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.011	3.437	4.373
平均的視聴型	5.513	4.008	3.635
朝視聴型	3.851	3.485	4.160
午前視聴型	4.330	3.369	4.074
午後視聴型	5.540	4.242	3.572
夕方視聴型	3.684	4.396	3.980
GT視聴型	2.882	4.150	4.232
P帯視聴型	4.294	4.795	3.737

スキンケア

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.553	5.600	4.827
平均的視聴型	4.562	3.851	2.708
朝視聴型	3.709	5.617	4.460
午前視聴型	3.719	5.320	4.476
午後視聴型	4.688	1.635	2.715
夕方視聴型	4.077	4.211	3.792
GT視聴型	3.524	3.036	5.244
P帯視聴型	4.782	2.218	2.415

化粧品・スキンケア

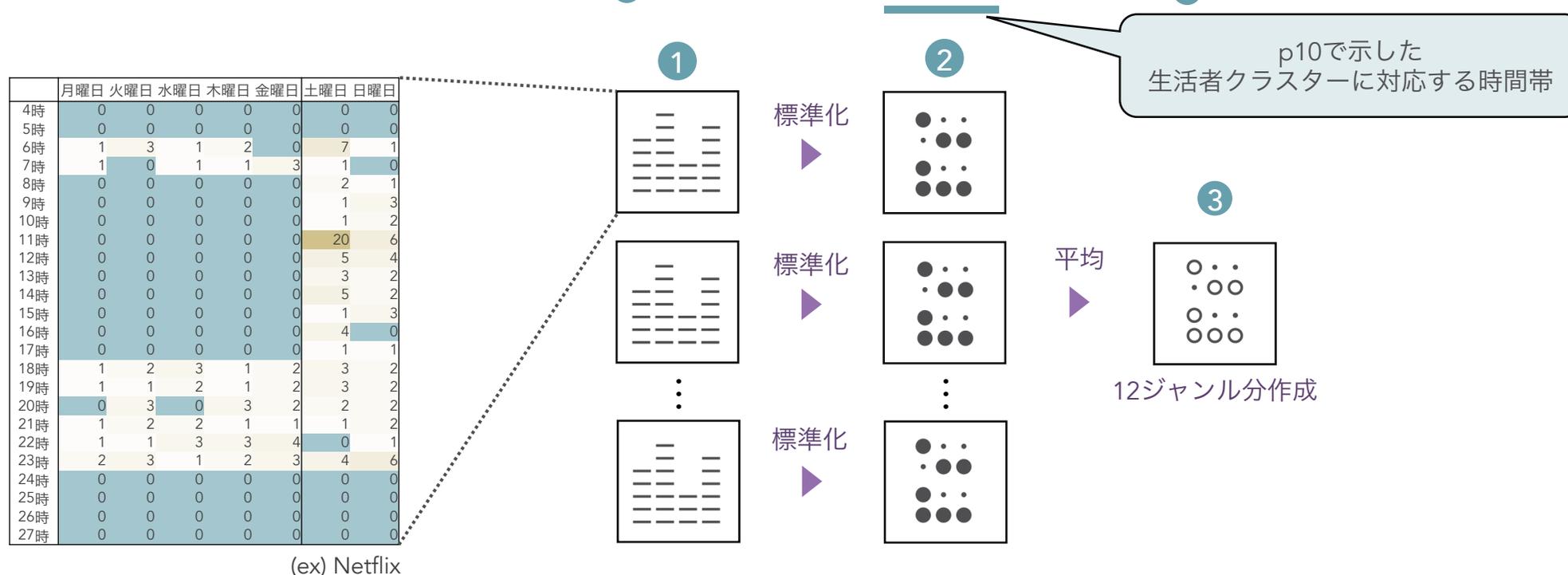
利用者層は共通して平均的・午後・P帯視聴型に多い。しかし、関心あり層は化粧品とスキンケアジャンルで差が見られた。化粧品はP帯視聴型の値が高く、スキンケアはローテレ型、朝・午前視聴型の値が高く、一方でP帯の値は低い。また、スキンケアに関心のない層がGT視聴型とローテレ型である。

分析2-1 出稿状況との照合



出稿状況の加工

対象商品について曜日(7)×時間帯(24)に区切り、テレビCM出稿数をカウント(①)
 商品ごとに投稿回数が大きく異なるため、標準化したのち(②)、商品ジャンルごとに時間帯ごとの平均をとった(③)



▶ 商品ジャンルごとに平日における値の高い時間帯に着目し、分析1-2の結果からリーチ層の商品関与段階を確認する

分析2-1 出稿時間帯とリーチ層 1 (食品・飲料品)

飲料

時間帯	平日
朝	0.057
午前	-0.068
午後	-0.155
夕方	0.771
GT	-0.014
P帯	0.041

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.098	3.199	4.217
平均的視聴型	4.452	3.636	3.944
朝視聴型	3.124	4.813	4.074
午前視聴型	3.397	4.465	4.081
午後視聴型	4.825	3.500	3.846
夕方視聴型	4.039	4.589	3.799
GT視聴型	3.527	3.773	4.251
P帯視聴型	5.454	3.724	3.537

- ▶ 夕方、次いで朝への出稿が多く、関心あり層へのリーチにつながっている

お菓子

時間帯	平日
朝	-0.333
午前	0.626
午後	0.043
夕方	0.093
GT	0.217
P帯	0.242

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.086	3.238	4.229
平均的視聴型	4.683	3.896	3.533
朝視聴型	3.205	4.567	4.372
午前視聴型	3.854	3.250	4.396
午後視聴型	4.956	3.545	3.464
夕方視聴型	3.891	4.565	3.864
GT視聴型	3.250	4.354	4.421
P帯視聴型	5.229	2.886	3.515

- ▶ 午前への出稿が多く、関心のない層へのリーチにつながっている

アルコール飲料

時間帯	平日
朝	-0.463
午前	-0.463
午後	-0.463
夕方	0.12
GT	1.118
P帯	1.364

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.233	3.498	4.604
平均的視聴型	3.937	3.608	4.191
朝視聴型	4.053	3.771	4.064
午前視聴型	3.490	3.625	4.418
午後視聴型	3.163	5.025	4.025
夕方視聴型	4.559	3.794	3.791
GT視聴型	4.954	4.419	3.332
P帯視聴型	0.960	4.988	5.192

- ▶ GTへの出稿は利用者や関心あり層へのリーチ、P帯への出稿は非利用者へのリーチにつながっている

外食チェーン店

時間帯	平日
朝	-0.479
午前	0.584
午後	0.472
夕方	0.455
GT	0.039
P帯	-0.044

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.653	2.848	4.462
平均的視聴型	4.262	3.369	4.032
朝視聴型	3.337	5.545	3.932
午前視聴型	3.583	3.646	4.293
午後視聴型	5.029	3.962	3.507
夕方視聴型	4.053	4.579	3.827
GT視聴型	3.754	4.149	4.082
P帯視聴型	4.342	1.792	4.393

- ▶ 午前から夕方にかけての日中への出稿が多く、幅広いファネルの層へリーチできている

分析2-1 出稿時間帯とリーチ層 2 (サービス)

住宅

時間帯	平日
朝	-0.169
午前	-0.028
午後	-0.068
夕方	0.089
GT	0.536
P帯	0.669

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.545	4.045	4.010
平均的視聴型	3.657	3.631	4.089
朝視聴型	4.801	4.396	3.885
午前視聴型	2.755	3.726	4.109
午後視聴型	5.590	2.914	4.152
夕方視聴型	3.138	5.031	3.828
GT視聴型	5.056	3.542	4.048
P帯視聴型	2.528	3.205	4.224

- ▶ GTへの出稿は利用者層へのリーチ、P帯への出稿は関心のない層へのリーチにつながっている

電子マネー

時間帯	平日
朝	-0.513
午前	0.105
午後	0.832
夕方	0.514
GT	0.223
P帯	0.364

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.626	3.651	4.234
平均的視聴型	3.570	4.529	3.889
朝視聴型	3.843	4.008	4.035
午前視聴型	3.587	3.758	4.200
午後視聴型	5.024	3.942	3.773
夕方視聴型	4.247	4.135	3.884
GT視聴型	3.958	3.851	4.071
P帯視聴型	2.350	3.869	4.457

- ▶ 午前から夜にかけての出稿が多い
▶ 午後や夕方への出稿は利用者層へ、GTやP帯への出稿は関心のない層へのリーチにつながっている

有料動画配信

時間帯	平日
朝	-0.146
午前	-0.237
午後	-0.338
夕方	-0.049
GT	0.362
P帯	0.578

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	4.293	3.377	4.052
平均的視聴型	4.699	4.578	3.768
朝視聴型	3.823	3.484	4.122
午前視聴型	4.630	4.649	3.769
午後視聴型	4.145	3.449	4.068
夕方視聴型	4.014	4.018	3.994
GT視聴型	3.091	4.345	4.113
P帯視聴型	2.499	4.128	4.263

- ▶ GTやP帯への出稿が多く、非利用者層へのリーチにつながっている

カードローン

時間帯	平日
朝	-0.12
午前	-0.4
午後	-0.099
夕方	0.116
GT	0.449
P帯	0.798

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.680	2.939	4.074
平均的視聴型	4.473	3.789	3.958
朝視聴型	3.757	4.974	3.989
午前視聴型	4.086	2.855	4.034
午後視聴型	3.316	3.475	4.093
夕方視聴型	4.242	5.355	3.923
GT視聴型	3.945	3.860	4.011
P帯視聴型	5.622	0.000	3.980

- ▶ GT、P帯への出稿が多い
▶ P帯への出稿によって利用者層へのリーチにつながっているが、関心のある層はあまり捉えられていない

分析2-1 出稿時間帯とリーチ層 3 (美容・化粧品、医薬品)

化粧下地

時間帯	平日
朝	-0.106
午前	-0.149
午後	-0.087
夕方	0.434
GT	0.341
P帯	0.312

UVケア

時間帯	平日
朝	-0.244
午前	0.106
午後	0.314
夕方	0.793
GT	0.132
P帯	0.181

スキンケア

時間帯	平日
朝	-0.198
午前	0.115
午後	-0.057
夕方	0.411
GT	0.482
P帯	0.585

化粧品

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.011	3.437	4.373
平均的視聴型	5.513	4.008	3.635
朝視聴型	3.851	3.485	4.160
午前視聴型	4.330	3.369	4.074
午後視聴型	5.540	4.242	3.572
夕方視聴型	3.684	4.396	3.980
GT視聴型	2.882	4.150	4.232
P帯視聴型	4.294	4.795	3.737

スキンケア

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	3.553	5.600	4.827
平均的視聴型	4.562	3.851	2.708
朝視聴型	3.709	5.617	4.460
午前視聴型	3.719	5.320	4.476
午後視聴型	4.688	1.635	2.715
夕方視聴型	4.077	4.211	3.792
GT視聴型	3.524	3.036	5.244
P帯視聴型	4.782	2.218	2.415

美容・化粧品

▶ 3ジャンル共通して夕方から夜にかけての出稿が多い

- 化粧下地
化粧品に関心のある層へのリーチが見込まれる
- UVケア
午後の出稿も多く、化粧品やスキンケア用品の利用者層へのリーチにもつながっている
- スキンケア
午前の出稿も多く、関心あり層へのリーチが想定できる
夕方からP帯にかけては幅広いファネル層へのリーチが見込まれる

医薬品

時間帯	平日
朝	-0.066
午前	0.369
午後	0.274
夕方	0.715
GT	0.027
P帯	0.198

クラスター	利用者層	関心あり層	関心なし層
ローテレ型	5.399	3.453	4.063
平均的視聴型	4.258	4.368	3.898
朝視聴型	3.823	3.529	4.123
午前視聴型	4.937	3.949	3.966
午後視聴型	3.673	4.178	3.973
夕方視聴型	3.968	4.409	3.903
GT視聴型	2.860	3.814	4.101
P帯視聴型	2.264	2.787	4.379

▶ 午前から夕方にかけての日中への出稿が多く、幅広いファネル層へリーチできている

分析2-2 広告効果の推定手法

DR推定量を用いた平均処置効果の推定

CMを視聴した際の消費行動の変化の期待値から、
CMを視聴していない際の消費行動の変化の期待値を引いた値である平均処置効果 (Average Treatment Effect : ATE) を、
DR推定量を用いて推定する (e.g. [11])

doubly robust = 二重頑健

$\hat{e}(X_i)$ と $g(X_i)^+ \cdot g(X_i)^-$ のうちどちらか1つが正しければ
DR推定量は平均処置効果の一致推定量となる

$$\widehat{ATE}_{DR} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{W_i Y_{1i}}{\hat{e}(X_i)} + \left(1 - \frac{W_i}{\hat{e}(X_i)}\right) g(X_i)^+ \right] - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{(1 - W_i) Y_{0i}}{1 - \hat{e}(X_i)} + \left(1 - \frac{1 - W_i}{1 - \hat{e}(X_i)}\right) g(X_i)^- \right]$$

n サンプルサイズ

$g(X_i)^+$ Treatment群での結果変数の推定値

$X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots)^T$ サンプル i の共変量

$g(X_i)^-$ Control群での結果変数の推定値

$\hat{e}(X_i)$ サンプル i の傾向スコア
(共変量の値ごとのCMの視聴しやすさ)

W_i 処置の割り当てを表す変数

Y_i 結果変数 (p5で示した消費行動の変化)
 $Y_i = W_i Y_{1i} + (1 - W_i) Y_{0i}$

$\begin{cases} Y_{1i} & W_i = 1 \text{ の結果変数} \\ Y_{0i} & W_i = 0 \text{ の結果変数} \end{cases}$

CMを視聴 ($W_i = 1$) Treatment群 CM未視聴 ($W_i = 0$) Control群

CMを
視聴した際の
消費行動の変化

Y_{1i}

欠測

CMを
視聴していない際の
消費行動の変化

欠測

Y_{0i}

共変量

$X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots)^T$

共変量は分析1-1の回帰分析の説明変数と同様

▶ CMを視聴することによってどのような消費行動に変化があったのかを明らかにする

分析2-2 広告効果の推定結果 1 (食料・飲料品、サービス)

商品ジャンル	商品	認知	意向上昇	意向維持	購買	継続購買	高頻度購買	加入意向	継続意向
飲料	胡麻麦茶	-0.0044	0.001	0.0342	-0.0017	0.0019	※1		
	UCC BLACK無糖	-0.005	0.0038	0.0301	0.0051	0.0123			
	ワンダ X-BITTER	0.0023	-0.0075	0.008	-0.0052	-0.0019			
アルコール飲料	スーパードライ	-0.0216	0.0078	0.033	-0.0117	0.0199			
	一番搾り	-0.0144	-0.0189	0.0236	-0.0288	0.0176			
	金麦	-0.0035	-0.003	-0.0117	-0.0268	0.0074			
	本麒麟	-0.0386	0.0312	0.0493	-0.0429	0.0556			
お菓子	ポッキーチョコレート	0.0269	0.0421	0.0418	-0.0166	0.0048			
	ハーゲンダッツ ミニカップ ストロベリー	-0.0074	-0.0107	0.0554	-0.0088	0.0195			
	不二家 LOOK	-0.0055	-0.0186	0.0461	-0.0069	0.0083			
外食チェーン店	ケンタッキーフライドチキン		0.0284	0.0748	-0.0056	0.0363	0.0005		
	ドミノ・ピザ		0.0087	0.016	-0.0042	0.005	0.001		
	マクドナルド		0.0661	0.2287	-0.0553	0.1919	0.0298		
※2 不動産	UR賃貸住宅	0.0034	-0.0223	0.0153	0.0063	0.0217			
	へーベルハウス	0.0009	0.0136	0.022	-0.0021	0.0413			
	三井不動産	0.0101	0.0311	0.0433	-0.0279	0.073			
有料動画配信	Amazonプライム・ビデオ	-0.0019			0.0004			0.0285	-0.0364
	Netflix	-0.0179			-0.0069			-0.0135	-0.0141
	スカパー!	-0.0198			0.0067			0.0325	0.0318
電子マネー	au PAY	-0.0188	0.0125	-0.0006	0.0102	0.0338	-0.0003		
	d払い	-0.0365	0.0074	0.0171	-0.0289	0.0165	0.0133		
	Pay Pay	-0.005	0.0369	0.0201	-0.0488	0.059	-0.1513		
カードローン	JCB		0.0118	-0.0108					
	VISA		0.0023	0.0069					
	アメックス		0.0013	0.0196					

CMによる効果だと考えられる
消費行動の変化

- ▶ 意向維持
- ▶ 意向維持や継続購買
- ▶ 意向維持
- ▶ 意向維持や継続購買
- ▶ 意向維持や検討維持
- ▶ 加入意向
- ▶ 意向上昇または意向維持、継続購買
- ▶ 意向上昇

※1 商品ジャンルによってアンケート項目にない消費行動についてはグレーで着色した

※2 住宅ジャンルの「購買」「継続購買」は、「検討」「検討維持」を表す

分析2-2 広告効果の推定結果 2 (美容・化粧品、医薬品)

商品ジャンル	商品	認知	意向上昇	意向維持	購買	継続購買
UVケア	アネッサ	0.0087	0.001	0.0157	0.0068	0.0019
	ソフィーナiP UVレジスト	0.0422	0.0083	-0.0016	-0.0047	-0.0019
スキンケア	ONE BY KOSE MELANOSHOT WHITE	0.0158	-0.0003	0.0116	-0.0019	-0.0028
	SK-II	0.0078	-0.0029	0.0199	0.004	0.0027
	洗顔専科パーフェクトホワイトクレイ	0.0159	-0.0034	0.0054	0.0013	0.0002
	エリクシール アドバンスド スキンフィニッシャー	-0.0043	0.0006	0.0003	-0.0005	0.0003
	オバジC	0.0807	0.0047	0.0354	0.001	-0.0011
化粧下地	dプログラム アレルバリア エッセンスBB	0.0333	0.0152	-0.0093	0.0021	-0.003
	インテグレート プロフィニッシュファンデーション	0.0301	0.011	-0.0204	0.0063	0.0036
医薬品	アリナミンEXプラス	0.0084	0.0096	0.0322	0.0096	0.0053
	アレグラFX	-0.0019	0.0109	-0.0333	0.0411	0.0046
	アレジオン20	-0.0174	0.0124	-0.0531	0.0214	0.0032
	クラリチンEX	-0.0483	0.0011	0.067	0.0107	0.0042

CMによる効果だと考えられる消費行動の変化

▶ 認知や意向上昇

▶ 商品ごとに異なるが、認知・意向維持

▶ 認知

▶ 商品によるが意向上昇や購買

▶ 以上の結果をもとに、 分析2-3で用いる広告効果を定義

広告主企業の狙い通りの効果が得られていると仮定し、CMによる効果だと考えられる消費行動の変化を広告出稿目的であると捉え、出稿配分の最適化を行う

意向

p 5 で意向維持・意向上昇と定義したもののうち、「ぜひ買いたい」から「買いたい」に変化したものを除く

▶ 飲料・アルコール飲料・お菓子・外食チェーン店
住宅・有料動画配信・カードローン・医薬品

認知

p 5 の同様の定義

▶ 美容・化粧品
(UVケア・スキンケア・下地)

継続利用

利用頻度が落ちている場合は除き、2回の調査ともに利用している場合

▶ 電子マネー

※ 消費行動の変化を一意に決定できないような場合、既存研究をもとに「広告効果」として定められている条件を参考に定めた

分析2-3 視聴回数と広告効果の関係：一般化傾向スコア分析手順 [15][16]

Step1

トリートメント T_i をBox-Cox変換する

サンプル i のある商品のCMに対する視聴回数データ

n : 1回でもCMを視聴したサンプルサイズ

$i = 1, \dots, n$

$$\begin{cases} g(T_i) = \frac{T_i^\lambda - 1}{\lambda} & (\lambda = 0) \\ g(T_i) = \log T_i & (\lambda \neq 0) \end{cases}$$

$T_i > 0$ なので、1回もCMを視聴していない人は除く。
よって、上の式のみ用いる

Step2

共変量が与えられた時の $g(T_i)$ が

期待値 $\beta_0 + \beta_1 \mathbf{X}_i$ の分散 σ^2 の正規分布に従うと仮定して、 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\sigma}^2$ を最小二乗法で推定

$$X = \begin{bmatrix} 1, & X_{1.1}, & \cdots & X_{1.66} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1, & X_{n.1}, & \cdots & X_{n.66} \end{bmatrix}$$

※1 共変量

※2 広告効果 $Y = (Y_1, \dots, Y_i)^\top$

$$g(T_i) | \mathbf{X}_i \sim N(\beta_0 + \beta_1 \mathbf{X}_i, \sigma^2)$$

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'Y$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} (Y - X\hat{\beta})^\top (Y - X\hat{\beta})$$

※1 共変量は、分析1-1の回帰分析の説明変数と同様

※2 広告効果は、商品ジャンルごとにp20で定義したものを用いる

分析2-3 視聴回数と広告効果の関係：一般化傾向スコア分析手順 [15][16]

Step3 Step2で得られた推定値を以下の式に代入して一般化傾向スコアを \hat{R}_i として得る

$$\hat{R}_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp\left(-\frac{(g(T_i) - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \mathbf{X}_i)^2}{2\hat{\sigma}^2}\right)$$

Step4 Step3で得られた \hat{R}_i を、以下の二次近似を用いた以下の式に代入して、 $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5$ を二項ロジスティック分析によって推定

$$E[Y_i | T_i, R_i] = \alpha_0 + \alpha_1 T_i + \alpha_2 T_i^2 + \alpha_3 R_i + \alpha_4 R_i^2 + \alpha_5 T_i R_i$$

Step5 Step4で得られたモデルに知りたいトリートメントの値 t と、

本レポートでは1~20回のCM視聴を想定した

t と共変量から得られる一般化傾向スコア $\hat{r}(t, \mathbf{X}_i)$ を代入して、
広告効果 Y_i の期待値 $\widehat{E}[Y_i]$ を推定

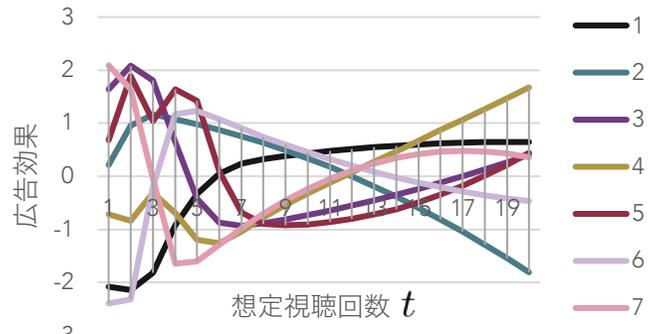
$$\hat{r}(t, \mathbf{X}_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp\left(-\frac{(t - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \mathbf{X}_i)^2}{2\hat{\sigma}^2}\right)$$

$$\widehat{E}[Y_i] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 t + \hat{\alpha}_2 t^2 + \hat{\alpha}_3 \hat{r}(t, \mathbf{X}_i) + \hat{\alpha}_4 \hat{r}(t, \mathbf{X}_i)^2 + \hat{\alpha}_5 t \hat{r}(t, \mathbf{X}_i))$$

分析2-3 視聴回数による広告効果の形を類型化

視聴回数と広告効果の関係のパターンをクラスタリング

効果の形を見るために標準化したのち、クラスター数を7とした非階層的クラスタ分析をし、その後、「形」に基づいて3つのパターンに分類した。



▲ 一般化傾向スコア分析の推定結果を標準化してクラスタリング



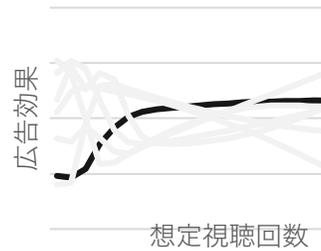
タレントを起用した方が、しない場合と比べて注視度の持続性が高い [13]



「内容理解型CMはインパクト型よりも多くの広告投下量が必要となる」 [14]

- ▶ 効果の形の違いは「クリエイティブ (CMの内容)」にあると考察
 - 注視度(視聴の質)に影響を与える

各パターンのクリエイティブ (CMの内容) の違い

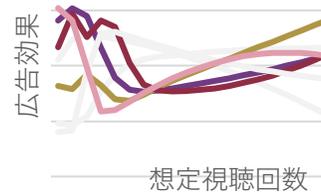


丘パターン

視聴回数を重ねると効果が上昇していき、ある視聴回数を超えると効果は一定となる

(ex) 金麦, PayPay, JCB, マクドナルド

- ▶ 企画もの / CMらしいCM / 屋外クリエイティブ

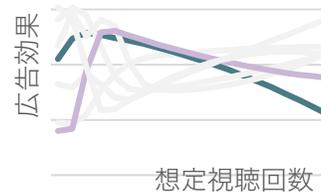


谷パターン

初速は良いが、その後効果が減少していき、ある視聴回数を超えると効果が右肩上がりとなる

(ex) auPAY, スーパードライ, アレグラFX

- ▶ ストーリー性の強いクリエイティブ



山パターン

視聴回数を重ねると効果が上昇していき、ある視聴回数を超えると効果は右肩下がりとなる

(ex) アメックス, KFC, スカパー!, UCC BLACK無糖

- ▶ アットホーム系 / 家族 / 室内クリエイティブ

分析3 線形計画法を用いた出稿配分の最適化



線形計画法 [12]

視聴回数やコストの制約の下で、広告効果を最大にする出稿配分を求める

$x_1 \sim x_6$ を時間帯ごとの出稿配分とし、
商品ジャンルごとにどの時間帯にどの程度出稿するべきかを求める
添字の1~6は時間帯の朝・午前・午後・夕方・GT・P帯に対応している

目的関数
(最大化)

$$TRP_1 r_1 x_1 + TRP_2 r_2 x_2 + \dots + TRP_6 r_6 x_6$$

広告効果を最大化したい
接触回数 × TRP

制約条件

$$c_1 x_1 + c_2 x_2 + \dots + c_6 x_6 \leq \text{コスト}$$

最適化した出稿配分におけるコストは、(視聴率 × 出稿回数) の総和
実際のコストよりも小さくなるようにする

TRPの最大化に加え、
CMに1回でも接触する視聴者の割合を
同時に最大化させることが実務上重要^[8]

※1 TRP_1, \dots, TRP_6 ターゲット視聴率

※2 商品ジャンルに対してp8の質問項目で
関心ありと回答した人数を時間帯に対応する生活者
クラスターの人数で除したもの

※1 r_1, \dots, r_6 到達率

商品ごとにある時間帯における番組の
視聴人数を平均をサンプルサイズ2500で
除したもの

※1 c_1, \dots, c_6 平均世帯視聴率

それぞれの時間帯に放映されている
番組視聴率の平均

▶ さらに視聴回数やコストに関する制約条件を設定するため、次ページに示す場合分けを行なった

$$t = r_1 x_1 + \dots + r_6 x_6$$

※1 TRP、r は商品ジャンルごと、c は全ジャンル統一の定数

※2 美容化粧品については、「スキンケア」「化粧品」のどちらか一方で
「関心がある」と判断される回答をしている場合、そのサンプルをターゲットとした

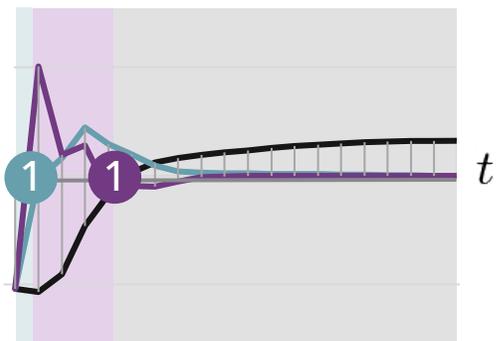
分析3 制約条件への組み込み方



有限差分法を用いて場合分け

分析2-3におけるパターン分けについて、谷パターン・山パターンは1階差分の関数が0となる t を求め
 丘パターンは1階差分と2階差分の結果から場合分けを行い、目的関数が最大となった場合の変数を最適な出稿配分とした

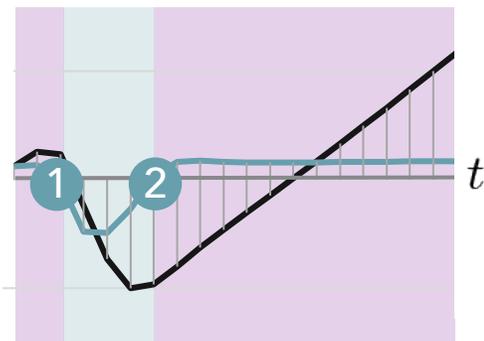
丘パターン



(i) (ii) (iii)

- (i) $0 \leq t \leq ①$
考慮しない
- (ii) $① \leq t \leq ①$
この不等式を制約条件に組み込む
- (iii) $① \leq t$
 $t = ①$ の式を制約条件に組み込む

谷パターン



(i) (ii) (iii)

- (i) $0 \leq t \leq ①$
この不等式を制約条件に組み込む
- (ii) $① \leq t \leq ②$
 $t = ①$ の式を制約条件に組み込む
- (iii) $② \leq t$
この不等式を制約条件に組み込む

山パターン



(i) (ii) (iii)

- (i) $0 \leq t \leq ①$
考慮しない
- (ii) $① \leq t \leq ②$
この不等式を制約条件に組み込む
- (iii) $② \leq t$
 $t = ②$ の式を制約条件に組み込む

▶ コストの条件は3パターンで、各パターンに含まれる商品の出稿回数から算出したコストの平均を用いる

各パターンに分類される商品の一般化傾向スコア分析の推定結果の平均(広告効果)

— 1階差分

— 2階差分

広告効果が右肩上がり

その区間で視聴回数が多くなるほど広告効果が高くなる

広告効果が右肩下がり

広告効果がほぼ一定

その区間で視聴回数が最も少ない時が広告効果が最大

結果と考察

最適解を配分として捉え、%表示にして示した

飲料 全てのクリエイティブパターンで **午後** に出稿するのが良い

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%
谷パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%
山パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%



分析1-1を踏まえると、午後の時間帯に出稿することで見込めるリーチ層の特徴は、**女性、30代、高価格需要**などが挙げられる。分析1-2によると、**利用者層**が多く含まれる時間帯であり、視聴者の絶対数は他の時間帯に比べて少ないが、ブランディングを目的とするCMの出稿には適している。

アルコール飲料 全てのクリエイティブパターンで **夕方** に出稿するのが良い

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
谷パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
山パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%



夕方の時間帯に出稿することで見込めるリーチ層には、**女性、子持ち、専業主婦(夫)、不定職者**などが多く、比較的ゆったりとした生活を送っているような生活者であることが想像できる。飲料ジャンルと同様に**利用者層**が多く含まれる時間帯であり、ブランディング目的の広告主には特に夕方を提案したい。

お菓子 企画・屋外系CMなら主に **夕方**、他の内容なら **朝** に出稿するのが良い

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	5.31%	0%	0%	94.69%	0%	0%
谷パターン	100%	0%	0%	0%	0%	0%
山パターン	100%	0%	0%	0%	0%	0%



分析1-1を踏まえると、朝であれば**男性**、夕方であれば**女性**へのリーチが見込まれる。最適解の通り出稿する場合、**企画系のCM**では**女性向け**、**アットホーム系**や**ストーリー性のあるCM**は**男性向け**に作るのが良い。分析1-2から、朝・夕方どちらも関心のある段階の生活者へのリーチが期待できる。

外食チェーン店 アットホーム系CMなら **P帯**、他の内容なら主に **夕方** に出稿するのが良い

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	0%	87.29%	0%	12.71%
谷パターン	0%	0%	0%	91.85%	0%	8.15%
山パターン	0%	0%	0%	0%	0%	100.00%



お菓子ジャンル同様に、P帯と夕方の生活者の特徴として性別の違いが見られた。よって性別を意識してCMを制作するのが良い。また、P帯視聴型の特徴として**高価格を受容しない価値観**が挙げられるため、P帯に出稿するCMには**お得であることを伝える内容**を含める良い。リーチ層の商品関与度合いは幅広い。

結果と考察

住宅

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	3.12%	0%	0%	96.88%
谷パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%
山パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%



企画・屋外系CMなら主に **P帯**、その他なら **午後** に出稿するのが良い

午後の時間帯への出稿で見込めるリーチ層の特徴は、**女性**、**30代**、**高価格需要**、**P帯**は**男性**、**高価格を受容しない**など逆の要素を持った傾向がいくつか挙げられるため、出稿する時間帯ごとにCMの内容を変えるべきである。分析1-2によると、午後は**利用者層**が多く含まれる時間帯であり、**アットホーム系**・**ストーリー性**のあるCMの中で、利用者のメリットを訴求することが好ましい。

有料動画配信

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	50.41%	49.59%	0%	0%	0%	0%
谷パターン	40.41%	59.59%	0%	0%	0%	0%
山パターン	100%	0%	0%	0%	0%	0%



アットホーム系CMなら **朝**、その他なら **朝** と **午前** に出稿するのが良い

朝視聴型には**男性**、**既婚者**が多く、午前視聴型は**女性**、**既婚者**が多い特徴がある。どちらの生活者クラスターも食べログを利用する傾向にあることから、食への関心が高い人向けの内容が好ましい。分析2-1から、本レポートの対象サービスである3つは朝・午前への積極的な出稿が見られない。従って、リーチできていない利用者層へのさらなるアプローチをしたい場合は朝・午前への出稿は効果的である。

電子マネー

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
谷パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
山パターン	100%	0%	0%	0%	0%	0%



アットホーム系CMなら **朝**、他の内容なら **夕方** に出稿するのが良い

分析1-1から、朝視聴型と夕方視聴型の特徴を比較すると、性別や職業に違いが見られる。分析2-1から、本レポートの対象サービスにおいては朝への積極的な出稿が見られないため、朝に出稿することで、対象サービスとは異なる生活者に対するリーチが期待できる。

カードローン

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	解なし	0%	解なし	解なし	解なし	解なし
谷パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%
山パターン	0%	0%	33.33%	33.33%	33.33%	0%



ストーリー系CMなら **午後**、アットホーム系のCMなら **午後**、**夕方**、**GT** に出稿するのが良い

午後、夕方、GT視聴型は分析1-1において全て**女性**が有意な特徴として採択されている。一般に、**家計を支配する女性へのアプローチ**が可能な時間帯であると考えられる。実際に本レポートの対象サービスもこれらの時間帯への出稿が多い。

結果と考察

美容・化粧品

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%
谷パターン	9.86%	0%	90.14%	0%	0%	0%
山パターン	0%	0%	100%	0%	0%	0%



ストーリー系CMなら主に**午後**、**朝**、その他なら**午後**に出稿するのが良い

左の表から、どのパターンにおいても午後への出稿配分が高い。午後視聴型には、**女性**、**Yahoo!ショッピング**を利用している人が多いという特徴が見られた。分析1-2より、化粧品とスキンケアの両ジャンルにおいて**利用者**が午後にテレビを視聴している傾向にあるため、この時間帯に出稿することで利用者へのリーチが期待できる。朝視聴型は**スキンケアへの関心が高い**ため、スキンケア商品については**ストーリー性のあるCM**での朝に出稿するのも良い。

医薬品

	朝	午前	午後	夕方	GT	P帯
丘パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
谷パターン	0%	0%	0%	100%	0%	0%
山パターン	解なし	解なし	解なし	解なし	解なし	解なし



企画・屋外系CM、ストーリー性のCMは**夕方**に出稿するのが良い

分析1より、夕方視聴型の特徴として、**女性**、**子持ち**、**専業主婦(夫)**、**無職**、**不定職者**などが挙げられる。本レポートの対象商品は夕方への出稿が多いこと(分析2-1)、全商品がストーリー性のパターンに分類されていること(分析2-3)、**櫻井翔(クラリチンEX)**、**大野智(アレグラFX)**といった**女性向けのキャスト**を起用していることから、妥当な結果であると言える。

全体のまとめ

SAS利用を想定した企業に対して、時間帯別の出稿配分を提案した。今回の提案内容は、スポットCMを出稿する時間帯を選択したりタイムCMにおける番組を選定したりする際にも活かすことができる。また、本レポートでは、生活パターンを規定する時間帯に基づいて生活者をクラスター分けし、各クラスターの特徴を明らかにした。ここで得られた生活者の特徴を踏まえて、他媒体での広告出稿にも応用することができる。

他媒体の時間帯別利用状況を踏まえた考察

本レポートでは、調査[5]の結果からメディア視聴のピークの違いについて、特にテレビ視聴の場合に着目した。さらにネットサービスの時間帯別利用など他媒体の利用状況と照合することで、より精密な生活者の分類・把握に繋がり、マルチメディア戦略を立案する際に役立つと考える。

商品ジャンルと汎用性

アンケートの質問項目に含まれていた商品がその商品群を代表しているとは言えない。よって、対象商品に依存しないような分析1-1、分析1-2、分析3のみ商品群についての一般論として提示できるが、アンケートデータにある商品内でしか分析結果の妥当性を検証できないことが課題である。また、商品ごとにアンケートの期間が異なることから、出稿配分を最適化しても「この期間に何回出稿する」といった具体的な提案までは行うことができない。より説得力のある分析を行うのためにデータの拡張が必要である。

番組情報と組み合わせで考える

実際のテレビCMの出稿にかかるコストは番組の視聴率に大きく関わる。さらに、番組ごとに視聴者層に特徴が見られる[17]。そのため、時間帯だけでなく、番組の情報を考慮して最適化を行うことが理想的である。なお、本レポートでは視聴回数と広告効果の形についてCMの内容によって分類されていると考えたが、「CMの視聴」＝「CM出稿番組の視聴」として視聴状況を分析しているため、番組の特徴によって分類されている可能性も検討することが課題である。番組によって、録画視聴によりCMがスキップされてしまうようなもの、ながら視聴されがちなものなど、視聴の質に基づいた分析が必要である。



参考文献



- [1] VR Digest plus (2019)
「テレビCM出稿で振り返るネット系CMの台頭で市況は様変わり」
<https://www.videor.co.jp/digestplus/tv/2019/04/13367.html> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [2] 電通 (2019)
「日本の広告費」
<https://www.screens-lab.jp/article/15144> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [3] Screens (2019)
「ターゲティング広告全盛時代に「テレビ出稿する」意味」
<https://www.screens-lab.jp/article/15144> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [4] テレビCMドットコム (2019)
「メディアプランニング」
<https://www.television-ad.com/planning/> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [5] hakuhodo.movie (2019)
「動画生活者®統合調査 2019」
<https://www.hakuhodo.co.jp/news/newsrelease/60211/> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [6] 日テレ広告ガイド (2020)
「Smart Ad Sales について—テレビCM検討編」
<http://www.sales-ntv.com/kento/smartadsales.html> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [7] Digital Intelligence Inc (2020)
「第三のテレビCM 『SAS(スマートアドセールス)とは』」
<https://www.di-d.jp/sas/> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [8] 猪飼美羽 (2004). 東京工業大学修士論文.
「テレビ番組のCM割付問題に対する解法」
- [9] 大西浩志 (2005). 日本オペレーションズ・リサーチ学会.
「テレビ番組CMの割付に対する数理的アプローチ」
- [10] 飲酒に関する連絡協議会 (2015)
酒類の広告・宣伝及び酒類容器の表示に関する自主基準」
<http://www.rcaa.jp/standard/pdf/iishukijun.pdfzzz> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [11] 星野崇宏 (2009). 岩波書店.
『調査観察データの統計科学—因果推論・選択バイアス・データ融合』
- [12] 水野 眞治 (2013).
「線形計画問題」
http://www.me.titech.ac.jp/~mizu_lab/text/PDF-LP/LP1-problem.pdf 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [13] スタートライズ広告ニュース (2012).
「第4回 : CMクリエイティブの定量化で見えてくる適切な広告投下量」
<https://www.startrise.jp/columns/view/4151> 最終閲覧日 : 2020.10.26.
- [14] 横山隆次 (2016). 株式会社宣伝会議.
『CMを科学する「視聴質」で知るCMの本当の効果とデジタルの組み合わせ方』
- [15] Keisuke Hirano & Guido W.Imbens (2004)
“The propensity score with continuous treatments.”, Applied Bayesian modeling and causal inference from incomplete-data perspectives, pp.73-84, West Sussex, England : JohnWiley
- [16] 天野慶 (2015). NRIマーケティング分析コンテスト2015最優秀賞
『トクホ飲料における消費者属性・広告効果の分析』
- [17] 磯見信司 (2019). NRIマーケティング分析コンテスト2019優秀賞
『民放テレビ局のゴールデンタイムにおける効果的な広告主選択』