

# 複数回の広告接触を考慮した CM スケジューリング問題 — 視聴パターンに着目したフロー捕捉型配置モデル —

小貝 洸希, 八尾 優作, 丹野 一輝, 濱田 賢吾, 田中 健一, 栗田 治

## 1. はじめに

広告に関する重要な概念の一つにフリークエンシー（個人の広告接触回数）がある。多くの研究や事例において、フリークエンシーがある閾値を超えると消費者のサービス認知や購買行動につながりやすくなることが示されており、広告の効果を測る際の指標の一つとして広く用いられている（たとえば [1-4]）。本研究では、テレビ視聴データが与えられたとき、フリークエンシーによる広告効果の変化を考慮した CM の放送スケジュールを決定する問題を扱う。個人のテレビ視聴行動の時系列的な移り変わりをフロー（人の流れ）とみなすことによって、この問題は施設配置問題の一種であるフロー捕捉型配置問題（Flow Capturing Location Problem, 以降 FCLP とよぶ）と捉えることができる。これによって CM のスケジューリング問題を FCLP の拡張モデルとして定式化し、実際のテレビ視聴データに適用した結果を示す。

本論文の構成は以下のとおりである。2 節では既存研究を紹介したうえで本研究の位置づけを述べる。3 節では Hodgson による FCLP と複数回の捕捉を考慮した FCLP（提案モデル）の定式化を示す。4 節では、平成 30 年度データ解析コンペティションにて提供されたテレビ視聴データに対して提案モデルを適用し、モデルの有効性を検証する。5 節では特定の日付と CM 銘柄を取り上げ、提案モデルによる解と実際のスケジュールを視覚的に比較し、解の特徴を分析する。最後に 6 節

でまとめと今後の課題について述べる。

## 2. 既存研究の紹介と本研究の意義

### 2.1 フロー捕捉型配置問題 (FCLP)

本研究では施設配置問題の一種であるフロー捕捉型配置問題 (FCLP) の拡張モデルとして CM のスケジューリング問題を定式化する。施設配置問題は都市空間における施設の望ましい配置方法を決定する問題であり、オペレーションズ・リサーチの分野を中心にさまざまなモデルが提案されてきた。なかでも、Hodgson [5] の FCLP は、空間上に固定されている点的な需要を扱うのではなく、ネットワーク上を移動するフロー（さまざまな起・終点間を移動する人の流れ）を需要と捉えるモデルであり、近年もさまざまな拡張や応用が提案されている。FCLP は、各フローの経路と流量（移動者数）が与えられたとき、移動経路上に少なくとも一つの施設が存在するフロー（捕捉フロー）量の合計を最大化するような施設配置を求める問題である。なお、FCLP は経路上に施設があるか否かのみを考慮しており、経路上に複数の施設があった場合の効果などは考慮されていない。

FCLP では数多くの適用例や拡張モデルが示されており、たとえば以下のようなものが挙げられる。

- ・代替燃料自動車の給油施設 [6]
- ・車両検問所 [7]
- ・パークアンドライド方式の駐車場 [8]
- ・広告看板 [9]
- ・本来の経路から迂回して施設に立ち寄る状況を考慮したもの [10]
- ・経路上にある複数の施設から同時に捕捉される状況を考慮したもの [11, 12]
- ・施設の配置場所と規模を同時に決定するもの [13]
- ・捕捉を確率的に記述したもの [14, 15]

なかでも Hodgson and Berman [9] と田中と古田 [12]

おがい こうき, やお ゆうさく, たんの かずき,  
はまだ けんご

慶應義塾大学大学院理工学研究所

〒 223-8522 神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1

たなか けんいち, くりた おさむ

慶應義塾大学理工学部

〒 223-8522 神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1

受付 19.7.25 採択 19.11.9

は、捕捉回数に対する効果の変化を考慮した拡張モデルを提案し、実際の道路網や鉄道網に適用した結果を分析している。本研究では、田中と古田 [12] で示された定式化をもとに、CM のスケジューリング問題を 0-1 整数計画問題として定式化する。

## 2.2 マーケティング・広告分野

テレビ CM に限らず、消費者の反応やそれにもとづいた効果的な広告の仕方に関する研究は、マーケティング分野を中心にさまざまなアプローチによって行われている [16]。広告の効果に関する重要な概念にリーチ (reach) とフリークエンシー (frequency) がある。リーチは広告に少なくとも 1 回接触した人数、フリークエンシーは個人の広告接触回数を表す指標である。冒頭でも述べたように、数多くの研究がこれらに着目して広告の仕方を議論しており、古典的なものでは文献 [1-3] などがある。なかでも Krugman [1] は、広告によって消費者に購買などの行動をとらせたいとき「効果的に広告を打てば 1 ヶ月のうちに 3 回の広告接触で十分である」というスリーヒッツセオリー (three-exposure hypothesis) を提案・検証している。この理論は広告分野の実務家の間では「少なくとも 3 回の広告接触が必要である」と理解されており、今でも回数の部分を変えた、いわば「 $n$  ヒッツセオリー」がわかりやすい基準として広く利用されている (たとえば [4])。これらの研究や事例は、フリークエンシーがある閾値を超えると広告効果やサービスの認知度合いが大きく増加することを表している。その一方で、このような接触回数に対する効果の変化を考慮して CM のスケジューリング問題を扱った研究は未だない。本研究では FCLP の枠組みを利用することにより、接触回数による広告効果に着目して CM の放送スケジュールを決定する数理最適化モデルを提案する。

## 2.3 テレビ関連のスケジューリング問題

テレビ番組や CM に関するスケジューリング問題は、主にテレビプログラムを編成する企業の業務効率化を目的として多くの研究が行われている [17]。特に CM のスケジューリングは競合ブランド同士の放送タイミングなど考慮すべき点が多く、手作業によって望ましいスケジュールを作成するのは容易ではない。そこで Bollapragada and Gabiras [18] は、複数の広告主による CM と広告枠が与えられたとき、競合の考慮など実務における制約をできる限り満たすような CM のスケジュールを求める問題を整数計画問題として定式化し、ヒューリスティックな解法を提案している。また Bollapragada et al. [19] は、複数種類の CM が与え

られたときに同じ CM がなるべく等間隔に放送されるスケジュールを求める問題を混合整数計画問題として定式化している。この他にも、以下のようなモデルの拡張やアルゴリズムの改善が提案されている。

- ・ CM の等間隔さと広告主が指定する視聴率レベルの広告枠を確保することを両立したもの [20]
- ・ CM のスケジューリング問題を組合せオークションに基づく手法で定式化したもの [21]
- ・ Bollapragada and Gabiras [18] の競合 CM の定義を拡張したもの [22]
- ・ Bollapragada et al. [19] のアルゴリズムを高速化したもの [23]

上記はいずれもテレビプログラムを編成する立場からの研究である。それに対して本研究では、CM を放送して商品やサービスの認知を促す広告主の立場から問題を考える。すなわち、一つの企業の広告活動を取り上げ、広告対象の商品やサービスがより印象に残るような CM の放送スケジュールを決定する問題を扱う。

## 2.4 本研究の特徴

本研究では図 1 のように、各局で放送されるテレビ番組を一定の時間間隔 (図では 30 分) で区切ったものをノードとし、時間的に隣接したノードをすべてエッジでつないで構成されるネットワーク (以降、テレビ番組ネットワークとよぶ) における FCLP を考える。このテレビ番組ネットワークにおいて、個人が視聴するノードの時刻に対する移り変わりを FCLP におけるフローとみなし、視聴フローとよぶ。通常の FCLP で扱われてきた都市空間上のネットワークにおいて特定のノードに施設を配置することは、テレビ番組ネットワークにおいて特定のノードで CM を放送することに対応する。また、通常の FCLP においてフローの捕捉は移動経路上に施設が配置されることを意味するが、提案モデルにおけるフローの捕捉は CM との接触 (CM の視聴) を意味する。このようなテレビ番組ネットワークと視聴フローの集合が与えられたとき、CM を放送するノードを決定する問題を FCLP として定式化する。

提案モデルを実際のテレビ視聴データに適用する際、次の二つの状況設定における結果を分析する。

**リーチ重視型** CM に少なくとも 1 回接触した人数を重視する設定。「少しでも多くの人の目に触れてほしい」状況を表す。

**フリークエンシー重視型** 各個人の CM 接触回数を重視する設定。「狙った視聴者層に何度も見てほしい」状況を表す。

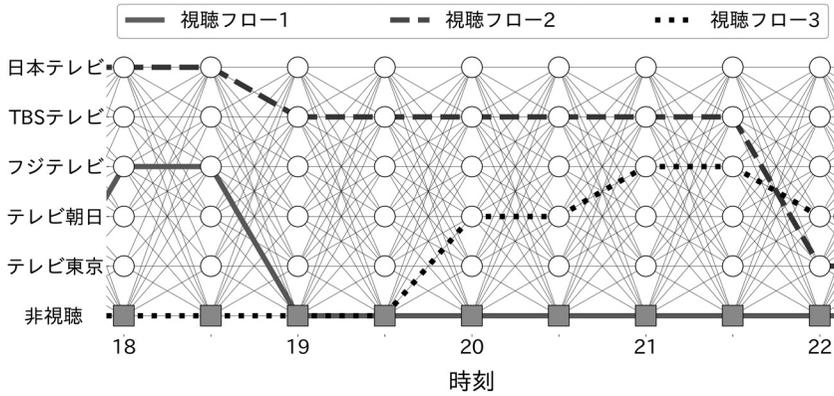


図1 テレビ番組ネットワーク（一部時刻）と視聴フローの例

提案モデルでは、捕捉効果に関するパラメータを変化させることによって上のような複数の状況を表現することができる。このそれぞれの状況において提案モデルによる最適解と実際に放送されたスケジュールを比較し、得られた結果を分析する。

FCLPの既存研究で想定されているのは道路や鉄道などの物理的なネットワークにおける人の流れである。本研究のように仮想的なネットワークに対してFCLPの拡張モデルを用いてアプローチし、現実のデータを用いて有効性を検証した研究は著者の知るかぎり未だない。本研究はFCLPの適用範囲を広げる具体的な事例となるだろう。広告分野の例を挙げると、前にも述べたようにFCLPを広告看板などの物理的な広告の配置問題に適用した研究は既に行われている[9]。その一方で、テレビCMやインターネット広告などのデジタル媒体によるプロモーションも重要な手段である。これらの総費用は物理的な広告よりも大きく、さらに近年では看板などの屋外広告の需要は小さくなりつつあるのに対し、デジタル媒体による広告費は年々増加している[24]。そのような状況のなかで、本研究はFCLPの適用範囲が物理的な対象だけに留まらないことを実データを用いて示す有意義な事例であると考えられる。

### 3. モデルの仮定と定式化

#### 3.1 フロー捕捉型配置問題の定式化

Hodgson [5] による FCLP の基本モデルを紹介する。ネットワーク上のさまざまな起・終点間で生じる移動需要をフローとよび、各フローの移動経路と流量を既知とする。FCLP は、経路上に少なくとも一つの施設が存在するフロー（捕捉フロー）量の合計を最大化するように所定個数の施設を配置する問題である。以下では、施設を配置可能なノード集合を  $K$ 、正の流量

が存在するフローの集合を  $Q$  とし、次の記号を導入する。

$p$ : 配置施設数

$f_q$ : フロー  $q \in Q$  の流量（移動者数）

$N_q$ : フロー  $q \in Q$  の経路上に含まれる配置候補ノードの集合 ( $N_q \subset K$ )

さらに、以下の 0-1 変数を導入する：

$$x_k = \begin{cases} 1 & \text{ノード } k \text{ に施設を配置する,} \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$y_q = \begin{cases} 1 & \text{フロー } q \text{ が捕捉される,} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

以上を用いると、フロー捕捉型配置問題は以下のような 0-1 整数計画問題として定式化できる：

$$\text{maximize} \quad \sum_{q \in Q} f_q y_q \quad (1)$$

$$\text{subject to} \quad \sum_{k \in K} x_k = p \quad (2)$$

$$y_q \leq \sum_{k \in N_q} x_k \quad \forall q \in Q \quad (3)$$

$$x_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K \quad (4)$$

$$y_q \in \{0, 1\} \quad \forall q \in Q \quad (5)$$

目的関数 (1) は捕捉フロー量の総和を表しており、これを最大化する。式 (2) は  $p$  個の施設を配置することを表している。式 (3) は、フロー  $q$  を捕捉するためにはフロー  $q$  の経路上に少なくとも一つは施設を配置する必要があることを意味する。式 (4) と式 (5) は変数  $x_k$  と  $y_q$  の 0-1 制約を表している。最適解では、多くのフローを重複なく効率的に捕捉するような施設配置が得られる。

### 3.2 複数回の捕捉を考慮したモデルの定式化

田中と古田 [12] の定式化をもとに提案モデルの定式化を示す。ここで次の二つの仮定をおく。

仮定 1： 各視聴フロー  $q$  に対して  $m$  回より多く CM に接触させても追加の効果はない。

仮定 2： 対象 CM は各ノードにおいてたかだか 1 回まで放送可能である。

仮定 1 は  $m$  個以上の CM が視聴フロー上に存在する場合、新たに CM を追加することによる効果は無視できるほど小さいことを表す。これは  $m$  を適切に設定すれば多くの状況で成立すると考えられる。仮定 2 は配置変数  $x_k$  を 0-1 変数で与えることを意味している。なお、同一ノードで複数回の放送を許す場合は  $x_k$  を非負の整数変数として定義すればよい。

田中と古田 [12] では、上の二つに加えて以下の仮定もおかれていた。

既存研究の仮定：各フロー  $q$  の経路上の施設数が多いほど新たに施設を追加する効果は減少する。

この仮定は多くの場面で成り立つと考えられる。しかし広告分野では、前に述べた「 $n$  ヒッツセオリー」のように接触回数がある閾値を超えると広告効果が大きく増加する事例もある。そこで本研究では、田中と古田 [12] の定式化に制約式の一つ追加することでこの仮定を取り除き、捕捉効果のあらゆる変化を表現可能にした。

ここで、定式化に際し以下のパラメータを導入する。

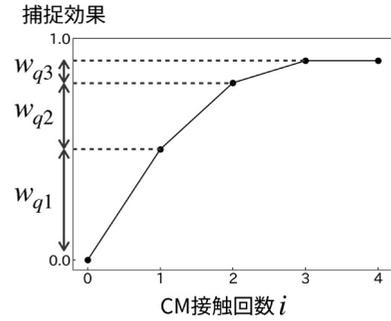
$c_k$ ： ノード  $k$  での CM 放送に必要なコスト

$C$ ： CM を放送するために使えるコストの上限值

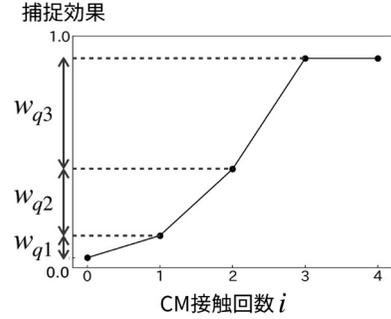
$w_{qi}$ ： 視聴フロー  $q$  が  $i$  回だけ CM に接触したときの捕捉効果の  $i-1$  回目からの増加量 (図 2)

図 2 はリーチ重視型とフリークエンシー重視型における捕捉効果の増加量  $w_{qi}$  の設定例 ( $m=3$ ) を表したものである。リーチ重視型では  $w_{qi}$  が  $i$  に関する減少関数になる。すなわち、既に 1 回以上 CM に接触した人にさらに接触させたときの効果の増分  $w_{q2}, w_{q3}$  よりも、1 回も接触していない人に新たに接触させる効果  $w_{q1}$  のほうが大きい。フリークエンシー重視型では  $w_{qi}$  が  $i$  に関する増加関数になる。すなわち、1 回も接触していない人に接触させる効果  $w_{q1}$  よりも、既に 1 回以上接触した人に追加で接触させたときの効果の増分  $w_{q2}, w_{q3}$  のほうが大きい。このように、提案モデルではパラメータ  $w_{qi}$  を変化させることによってさまざまな捕捉効果を記述することができる。

さらに、視聴フローの CM 接触状態を表す変数として以下の 0-1 変数  $z_{qi}$  を導入する：



(a) リーチ重視型



(b) フリークエンシー重視型

図 2 CM 接触回数  $i$  と捕捉効果の例

$$z_{qi} = \begin{cases} 1 & \text{視聴フロー } q \text{ が } i \text{ 回以上 CM 接触する,} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

以上より、提案モデルは次のように定式化できる：

$$\text{maximize } \sum_{q \in Q} f_q \left( \sum_{i=1}^m w_{qi} z_{qi} \right) \quad (6)$$

$$\text{subject to } \sum_{k \in K} c_k x_k \leq C \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^m z_{qi} \leq \sum_{k \in N_q} x_k \quad \forall q \in Q \quad (8)$$

$$z_{qi} \geq z_{q, i+1} \quad \forall q \in Q, i = 1, \dots, m-1 \quad (9)$$

$$x_k \in \{0, 1\} \quad \forall k \in K \quad (10)$$

$$z_{qi} \in \{0, 1\} \quad \forall q \in Q, i = 1, \dots, m \quad (11)$$

目的関数 (6) は各視聴フローの CM 接触効果の合計値を表しており、これを最大化する。式 (7) はコスト制約であり、使用可能なコスト上限値  $C$  以内で CM を放送することを意味する。式 (8), (9) は、視聴フロー  $q$  が  $i$  回だけ CM に接触するためには  $q$  の経路上で少なくとも  $i$  回 CM を放送する必要があることを表す。式 (9) は変数  $z_{qi}$  に  $i$  の小さなものから順に 1 を割り

表 1 業務のニーズに応じたモデルの変更・拡張例

業務上のニーズ・表現したい状況	モデルの変更・拡張例
一つのノードで複数回の CM を放送したい	$x_k$ を 0-1 変数ではなく非負の整数変数として定義する
特定のノード $k^*$ で CM を放送したい (放送を避けたい)	$x_{k^*}$ への配置制約を追加する
視聴者属性によって接触の重要度を変化させたい	$w_{qi}$ を $q$ に応じて変化させる
「20 代女性の 80% に 1 回以上接触させる」などの接触目標を満たしたうえで、総放送コストを最小化したい	接触目標を制約としたコスト最小化問題に変形する
$T(\leq m)$ 回以上接触する人数を最大化したい	目的関数を次のように変更する $\sum_{q \in Q} f_q z_{qT}$
視聴者への過剰な ( $M$ 回以上の) CM 接触による悪印象を負の効果として考慮したい	$w_{qM}$ を負の値に設定し、式 (8) を等式制約に変更する
配置だけでなく、同時に CM の規模 (15 秒または 30 秒など) も決めたい	施設の配置と規模を同時決定するモデル [13] を適用する

当てることを保証しており、この制約式を追加したことが田中と古田 [12] からの大きな変更点である。これによって、フリークエンシー重視型のような  $w_{qi}$  が  $i$  に関して単調減少でない場合も扱えるようになった。式 (10) と式 (11) は変数  $x_k$  と  $z_{qi}$  の 0-1 制約を表す。最適解では、複数回の CM 接触による効果を考慮した放送スケジュールが得られる。

提案モデルの大きな特徴の一つは、表 1 のように業務のニーズに応じた多様な拡張が可能なことである。たとえば、業務上の都合で特定のノード  $k^*$  での CM 放送が決まっている場合には、式 (6)~(11) の定式化に次の式 (12) を制約式として追加すればよい。

$$x_{k^*} = 1. \quad (12)$$

また、特定の接触目標を満たしたうえで総放送コストを最小化したい状況も表現できる。たとえば接触目標が「特定の視聴者層のうち少なくとも割合  $\alpha$  ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ) に 1 回以上接触させる」である場合、特定の視聴者層の視聴フローの集合を  $Q^*$  と表すと、この問題は以下のように定式化できる：

$$\text{minimize } \sum_{k \in K} c_k x_k \quad (13)$$

$$\text{subject to } \sum_{q \in Q^*} f_q z_{q1} \geq \alpha \sum_{q \in Q^*} f_q \quad (14)$$

および (8), (9), (10), (11)

目的関数 (13) は放送コストの総和を表しており、これを最小化する。式 (14) は接触目標を満たすことを意味し、左辺は特定の視聴者層のうち 1 回以上接触した人数、右辺は特定の視聴者層の合計人数の  $\alpha$  倍を表している。以上により、接触目標を満たしたうえで総放送コストが最小化される。この例を一般化して「特定の視聴者層のうち  $l$  回接触する割合を  $\alpha_l$  以上にする」

のように回数ごとに割合が設定されている接触目標も扱える。このように、FCLP の枠組みで定式化したことで状況に応じた幅広い拡張が可能になる。

#### 4. 実データへの適用による有効性の検証

式 (6)~(11) で定式化された提案モデルを実際のテレビ視聴データに対して適用し、モデルの有効性を検証する。4.1 節ではデータの前処理とパラメータの設定について述べる。4.2 節では 1 日間の放送スケジュールを決める問題を扱い、ランダムに抽出した 100 の日付それぞれに対して提案モデルを適用し、得られた最適値と実際のスケジュールにおける目的関数値を比較する。4.3 節では、4.2 節と同様の数値実験をスケジューリング対象日の 1 週間前の視聴フローを用いて行う。4.4 節では対象期間を 1~31 日間、捕捉回数の上限を  $m = 3, 10$  と変化させ、問題の規模と計算時間の関係について考察する。なお以降の数値実験のうち、4.4 節のみパラメータなどの設定が異なることに注意されたい。詳細は該当箇所でも都度述べる。また、実際に CM の放送タイミングを決定する際には他社による広告枠占有など多くの制約があると考えられる。数値実験ではそれらを考慮せず最も基本的なモデルを用いているが、表 1 のような具体的な制約を追加したモデルを用いれば、より現実的な比較・分析が行えるだろう。

求解には数値最適化ソルバ Gurobi Optimizer 7.5.2 を使用した。最適解の精度保証に関するパラメータ MIPGap は、4.4 節を除いてデフォルトの設定である MIPGap=0.01% (上下界値の相対誤差が 0.01% まで縮まったら計算終了) とした。4.4 節では、大規模な問題に対して十分実用的だと考えられる精度の解が得られるまでの計算時間を把握することを目的とし、MIPGap=3% とした。計算時間に関しては 4.4 節で詳

表2 各モデル設定におけるパラメータ, 対象銘柄, および視聴フローの対象世帯

モデル設定	$[w_{q1}, w_{q2}, w_{q3}]$	対象銘柄	視聴フローとして用いる世帯
リーチ重視型	[0.5, 0.3, 0.1]	公益社団法人 A	対象日に存在する全世帯 (3,000~4,000 世帯)
フリークエンシー重視型	[0.1, 0.3, 0.5]	プライダル情報雑誌 B	25~40 歳の未婚女性が世帯主の 世帯 (100~200 世帯)

細に述べるが, ほとんどの問題において 0.1~3 分程度で最適解が得られ, 一部の問題では最大で 30 分程度かかった。

#### 4.1 データの前処理およびパラメータの設定

経営科学系研究部会連合協議会主催, 平成 30 年度データ解析コンペティションにて貸与された, 2017 年 4 月 3 日から 2018 年 4 月 1 日までのテレビ視聴データおよび CM 放送データを使用する。テレビ視聴データには 1 日あたり 3,000~4,000 世帯のテレビ視聴行動が 1 分単位で記録されている。CM 放送データには, 期間中に放送された全 CM の挿入日時刻, 銘柄などが記録されている。

##### 【視聴フローの作成】

テレビ視聴データに以下のような処理を行い, 前の図 1 で示したような個人の視聴フローを準備する。

- 1) 対象期間をある時間間隔で分割する。本研究では 1 日を 30 分間隔で 48 等分割した。
- 2) 分割した各時間幅に対して, 個人をいずれかの局のノード (非視聴も含む) に割り当てる。
  - a) 一つの時間幅で個人が 1 分以上テレビを視聴している場合, 最も視聴時間の長い局のノードに割り当てる。
  - b) テレビを視聴していない場合, 「非視聴」ノードに割り当てる。なお, NHK 総合・NHK E テレでは CM を放送できないため本研究では「非視聴」として扱う。
- 3) 2) をすべての個人・時間幅に対して適用する。

##### 【比較対象の CM 銘柄の設定】

リーチ重視型とフリークエンシー重視型のそれぞれにおいて, 得られる最適解と比較するための CM 銘柄を決める。本研究では表 2 のように, リーチ重視型では公益社団法人 A, フリークエンシー重視型ではプライダル情報雑誌 B の CM を対象とする。A はさまざまな媒体を通して公共性の高い広告活動を行っている法人であり, リーチ重視型における比較対象として適していると考えられる。フリークエンシー重視型では CM のターゲットとなる視聴者層がある程度明確なことが想定されるため, 対象銘柄を B, 視聴フローとして用いる世帯を 25~40 歳の未婚女性が世帯主のもの

に限定する。

##### 【パラメータの設定】

パラメータ  $w_{qi}$  は表 2 のように設定し, 主に  $m = 3$  とする (図 2 と同様)。ただし 4.4 節では  $m = 10$  の場合についても扱う。また, ノード  $k$  における CM の放送コスト  $c_k$  としてノード  $k$  の視聴率を用いる。この設定方法は, 視聴率に応じて CM 放送枠の価格が変わる「パーコスト計算方式」[25] にもとづいている。

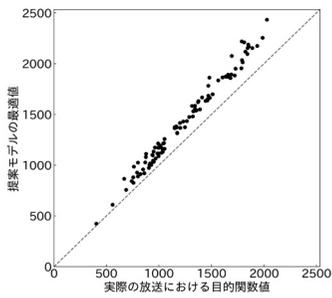
#### 4.2 ランダムな 100 日における目的関数値の比較

次のような数値実験を行い, リーチ重視型およびフリークエンシー重視型のそれぞれに対して提案モデルの有効性を検証する。まず, 対象銘柄の CM が 10 本より多く放送された日付をランダムに 100 日抽出する。次に, 100 日それぞれに提案モデルを適用し, 得られた最適値と実際の放送スケジュールにおける目的関数値を比較する。CM 放送に使えるコストの上限値  $C$  は, 対象日に対象銘柄が放送したすべての CM の放送コスト (視聴率)  $c_k$  の合計値として設定する。

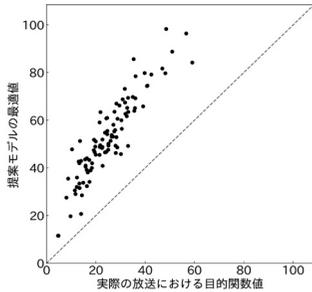
図 3 は, 実際の放送および提案モデルによる最適解における目的関数値を表している。図 3 (a) がリーチ重視型の設定で A を対象としたもの, 図 3 (b) がフリークエンシー重視型で B を対象としたものである。(a) リーチ重視型では実際の放送と比べて約 +10%, (b) フリークエンシー重視型では +50~150% 程度, 最適解において目的関数値が改善されており, 後者のほうが改善の幅が大きいことが読み取れる。このような傾向は対象を特定の銘柄に限定しない場合でもみられた。このことから, 実際の放送スケジュールは全体的にリーチ重視型に近く, フリークエンシーによる広告効果の変化は十分に考慮されていないことが推測される。一方で, 既に述べたように広告においてはフリークエンシーがサービスの利用・認知度合いに大きく影響を及ぼす。提案モデルを用いることによって, このような複数回の CM 接触を考慮した, より効果的な放送スケジュールを求めることができる。

#### 4.3 過去データを使用したランダムな 100 日における検証

次に, 過去データを使用した場合の有効性を検証する。実務においては, ある日の CM 放送スケジュール



(a) リーチ重視型, 公益社団法人 A

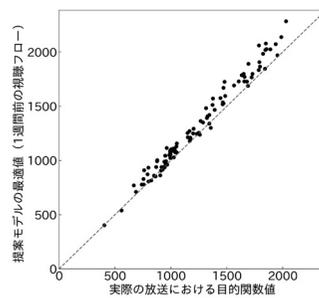


(b) フリークエンシー重視型, プライダル情報雑誌 B

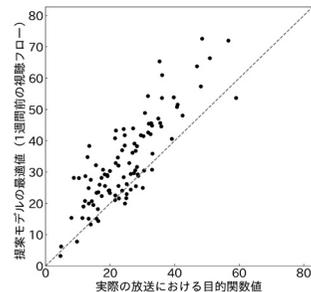
図3 実際の放送と最適解における目的関数値

を決定しようとする時点ではその対象日のテレビ視聴データ（視聴フロー）は当然わからない。その代わりに、過去データやそれにもとづく予測データを参考にしてスケジュールを決めることが想定される。その方法はいくつか考えられるが、ここでは簡単のため対象日の1週間前の視聴フローを用いて対象日の放送スケジュールを決める。4.4節と同様にランダムに100日を抽出し、各対象日の1週間前の視聴フローを用いて提案モデルを適用し、最適値と実際に対象日に放送されたスケジュールにおける目的関数値を比較する。

図4は、実際の放送および1週間前の視聴フローを用いた最適解における目的関数値を表している。図4(a)がリーチ重視型の設定でAを対象としたもの、図4(b)がフリークエンシー重視型でBを対象としたものである。図4(a), (b)ともにほとんどの点が45度線より上にあり、過去データを用いても一定以上の有効性があることがわかる。図3と同様に、特にフリークエンシー重視型において大きく改善される傾向がある。一部の点は45度線より下にあるが、その多くは対象日または1週間前に特別番組が放送されていた、3ヶ月ごとの番組改編期の前後だった、対象日（平日）の1週間前がたまたま祝日だった（あるいはその逆）などの要因で、対象日と1週間前で視聴フローのパターンが大きく異なっていたものである。実際にはそのような日はあらかじめ除いたり別の処理を行えることを考慮すると、提案モデルは過去データを用いても十分有効



(a) リーチ重視型, 公益社団法人 A



(b) フリークエンシー重視型, プライダル情報雑誌 B

図4 実際の放送と1週間前の視聴フローを用いた最適解における目的関数値

だと考えられる。

#### 4.4 長期間の問題における計算時間

最後に、対象期間を1日ではなく長期間に設定した場合の計算時間を示す。実務では1日間のみのスケジューリングを行うことは（特別番組のある日などは除いて）少ないと考えられる。そのため、期間を延ばして問題の規模が大きくなったときに実用的な計算時間で解けるかどうか重要な視点である。図5は、対象期間を1, 6, 11, 16, 21, 26, 31日（7通り）、捕捉回数の上限を  $m = 3, 10$ （2通り）と変化させたとき、14通りの設定それぞれの平均計算時間を示したものである。MIPGap=3%とし、各設定に対して期間の開始日をランダムに100日抽出してその計算時間の平均値を算出した。 $m = 10$ のときの  $w_{qi}$  は、リーチ重視型では  $[w_{q1}, w_{q2}, \dots, w_{q10}] = [1.0, 0.9, \dots, 0.1]$  のように0.1ずつ小さくなる設定とし、フリークエンシー重視型ではその逆順とした。対象世帯は、リーチ重視型は期間中常に視聴データの記録対象となっている世帯のうちランダムに抽出した1,000世帯、フリークエンシー重視型では20代、30代女性が世帯主である世帯からランダムに抽出した100世帯を用いた。また、コストの上限値  $C$  は簡単のため  $0.5 \times$  期間日数とした。

図5を見ると、ほとんどの設定において平均的に数秒～1分で解けており、最高でも15分程度であることが読み取れる。また、計算時間が期間日数に対して

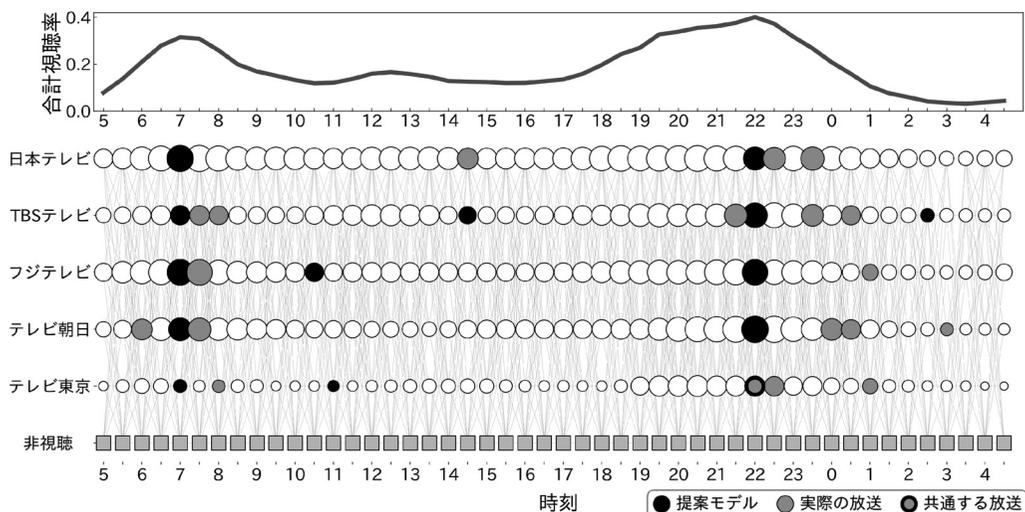


図6 リーチ重視型における最適放送スケジュール【公益社団法人 A, 2018年3月14日(水)】

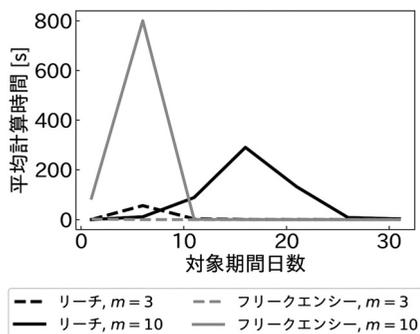


図5 対象期間日数と計算時間の関係

ピークをもっており、ピークとなる日数はパラメータ設定によって異なることもわかる。これは、日数とパラメータの組み合わせによって問題の解きやすさが大きく変わるためだと考えられる。たとえば  $m = 3$  の場合を考えると、リーチ重視かフリークエンシー重視型かにかかわらず、もし期間中で全フローに少なくとも3回以上CM接触させることができれば最大の目的関数値を達成でき、それが最適解となる。期間が短い場合、全フローに3回以上接触させることができる実行可能解は少ないが、CMを放送する候補ノード数が小さいため計算時間は短くなる。期間が長い場合では、多くの解で全フローに3回以上接触させることができるため、計算時間は短くなる。一方で中程度の長さの場合、候補ノードが多く最大の目的関数値が達成できる解も少ないため、計算時間が比較的長くなってしまふのだと考えられる。

なお長期間の放送スケジュールを決定する場合、CMに接触する時間間隔によって広告効果が変わることを考

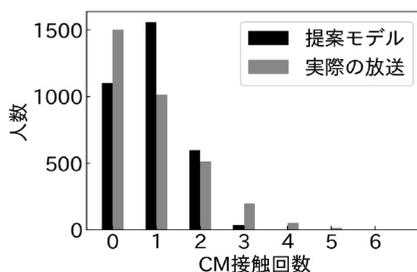


図7 リーチ重視型における接触回数と人数の分布

慮するとより現実的だと考えられる。この詳細は6節で述べる。

## 5. 実際の放送スケジュールとの詳細な比較

本節では次の二つの例を取り上げ、提案モデルによる解と実際のスケジュールを詳細に比較する。パラメータや対象世帯などの設定は4節と同様である。

### リーチ重視型 (5.1 節)

2018年3月14日(水)、公益社団法人 A  
フリークエンシー重視型 (5.2 節)

2017年11月22日(水)、プライダル情報雑誌 B  
5.1 リーチ重視型の設定における比較

図6はリーチ重視型の設定における最適解である。下図がテレビ番組ネットワーク上で放送スケジュールを示したものであり、上図が各時間幅において各局の視聴率を合計したものである。下図において横軸が時刻、縦の配列がテレビ局を示している。黒色のノードが提案モデルによる最適解、灰色が実際に法人AのCMが放送されたノード、二つが重なっているノードが両方に共通しているものを表す。ノードの半径は視聴率

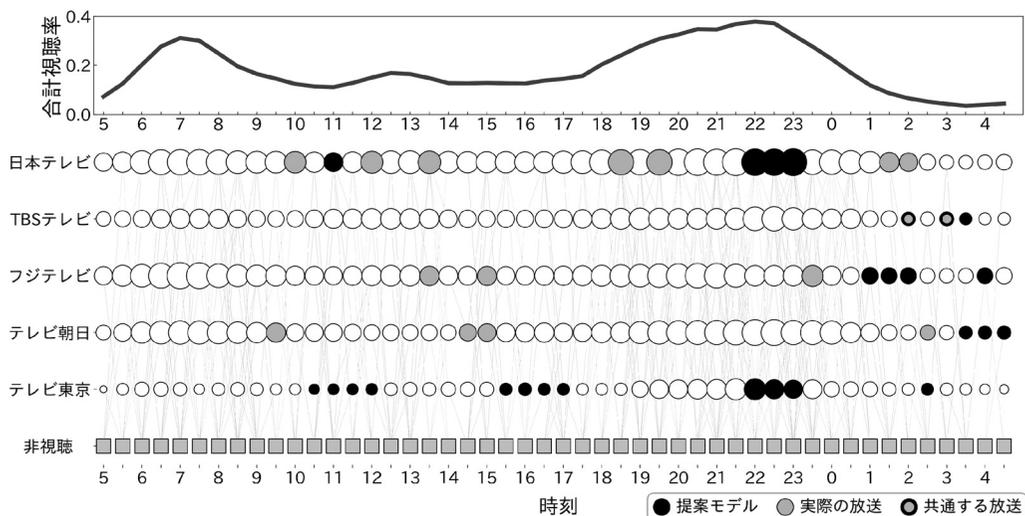


図8 フリークエンシー重視型における最適放送スケジュール  
【プライダル系雑誌 B, 2017年11月22日(水)】

(放送コスト)に比例し、黒色と灰色のノードが重なっている場合には前者の半径が視聴率を表す。最適解では、朝と夜の合計視聴率が高い時間帯にすべてのテレビ局でCMを放送している。実際の放送スケジュールでも同様に、朝と夜に集中して多くのテレビ局にまたがってCMを放送する傾向がみられる。いずれのスケジュールでも、特定の時間帯に複数のテレビ局で放送することによって多くの視聴者に接触させようとしていることが読み取れる。

次に、二つのスケジュールにおける詳細なパフォーマンスを比較する。図7は、二つのスケジュールにおけるCM接触回数と人数を比較したものである。実際の放送よりも、最適解のほうが少なくとも1回CMに接触した人が多いことがわかる。CM接触回数が1回以上の人数を合計して比較すると、実際の放送よりも約1.2倍の人が1回以上CMに接触している。また、実際の放送では同じ人が2回以上接触することも少ないが最適解では比較的少ない。このように、提案モデルではリーチを重視するCMにより適したスケジュールが得られている。

### 5.2 フリークエンシー重視型の設定における比較

図8はフリークエンシー重視型の設定における最適解である。最適解では、時間的に隣接したノードに連続してCMを放送する傾向がみられる。時間的に隣接したノード群は同じ視聴者によって連続して視聴されることが多く、これらでCMを放送することによってより多くの人に3回以上接触させている。実際のスケジュールでも時間的に近いノードでCMを放送してい

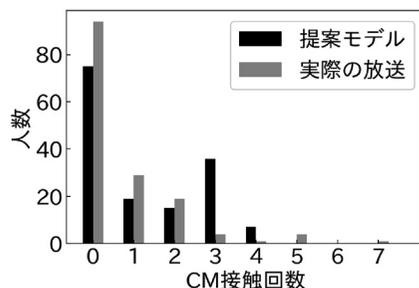


図9 フリークエンシー重視型における接触回数と人数の分布

る傾向があり、連続してテレビを視聴している人に対して強い印象を与えようとしていると考えられる。またリーチ重視型の最適解と比べると、放送コストが比較的小さいノードで放送していることが多い。このような部分にも「限られた人に何度も見せたい」というフリークエンシー重視型の特徴が現れている。

次に、二つのスケジュールにおけるパフォーマンスを比較する。図9は、二つのスケジュールにおけるCM接触回数と人数を比較したものである。実際の放送と比べて、最適解ではCMに3回接触した人数が非常に多い。実際の放送と比べて最適解では約4倍の人が3回以上CMに接触しており、フリークエンシーを重視するCMにより適したスケジュールになっていることがわかる。

## 6. まとめと今後の課題

本研究では、個人のテレビ視聴行動を視聴フローとみなすことにより、商品やサービスの認知を促す広告

主にとって望ましいテレビCMの放送スケジュールを決定する問題を、フロー捕捉型配置問題(FCLP)の拡張モデルとして定式化した。FCLPの枠組みを利用することによって、複数回のCM接触による広告効果の変化を考慮したCMの放送スケジュールを決定することができる。提案モデルは拡張性が高く、目的関数や制約式を一部変更することによって表1のようにさまざまな業務上のニーズに対応することができる。

4節では提案モデルを実際のテレビ視聴データに適用し、リーチ重視型とフリークエンシー重視型という二つの設定において、提案モデルによる最適解と実際の放送スケジュールを比較して有効性を検証した。100日分のランダムサンプルによる検証では、二つの設定ともに実際よりも+10~150%ほど目的関数値が改善された。特にフリークエンシー重視型では大幅な改善がみられ、提案モデルを使う意義が非常に大きい状況であることがわかった。また過去データを適用した場合でも十分な有効性があることを確認し、問題の規模と計算時間の関係についても詳細な分析を行った。さらに5節では、特定の日付・銘柄を取り上げて最適解と実際の放送スケジュールを視覚的に比較した。最適解と実際のスケジュールとでは放送の仕方に同様の傾向がみられたが、最適解ではより効果的だと考えられるスケジュールが得られた。

今後の展開として、FCLPの多様な拡張性を利用することによって、より多くの現実的な状況を表現するモデルを開発することが挙げられる。たとえば、同じCMでも目にする時間帯や状況によって効果は異なると考えられる。朝の忙しい時間帯に目にするCMよりも、夜に夕食を食べながら見るCMのほうが印象に残りやすいかもしれない。このような状況は、候補となるノードに重みをつけることによって表現できる。

また4.4節でも触れたように、中長期的なCM放送を考えると同種のCMに接触する時間間隔も広告効果に影響すると考えられる。たとえば、提案モデルで1ヶ月間のスケジュールを決定するとき、以下の二つの現象を同様に扱うことになる。

- ・期間中に偏りなく3回接触する
  - ・最初の1週間で3回接触し、その後は接触しない
- それぞれが消費者に対して与える印象は異なるため、広告効果にも差があると考えられる。提案モデルを拡張し、これらを区別したい状況に対応することも有意義な課題である。これに関連して、一定以上の時間間隔を空けないようにCMと接触させたいという状況も十分に想定される。このような状況は代替燃料自動車

の給油施設のFCLP [6]のモデルによって表現可能である。さらに、視聴フローそのものに対しても詳細な分析を行うことも有意義だと考えられる。その例として、日ごとや世帯の属性ごとの視聴フローの類似性などを分析し、それによってモデルの適用方法や拡張可能性を検討することなどが挙げられる。これらに留まらず、FCLPの枠組みによって表現可能な状況を探求することは今後の重要な課題である。

**謝辞** データを提供してくださったデータ解析コンパニオン関係者の方々に御礼申し上げます。また匿名の査読者からは大変有用なコメントをいただき、それに基づき論文を改善することができました。この場をお借りして御礼申し上げます。

#### 参考文献

- [1] H. E. Krugman, "Why three exposures may be enough," *Journal of Advertising Research*, **12**, pp. 11-14, 1972.
- [2] C. McDonald, *Advertising Reach and Frequency*, NTC Business Books, 1996.
- [3] M. J. Naples, *Effective Frequency*, Association of National Advertisers, 1979.
- [4] 株式会社ビデオリサーチ, 「TVCMって、当たれば当たるほど効果的なの? ~TVCMの接触回数別で分析してみた~」, <https://www.videor.co.jp/digestplus/ad/2017/10/5982.html> (2019年6月28日閲覧)
- [5] M. J. Hodgson, "A flow-capturing location-allocation model," *Geographical Analysis*, **22**, pp. 270-279, 1990.
- [6] M. Kuby and S. Lim, "The flow-refueling location problem for alternative-fuel vehicles," *Socio-Economic Planning Sciences*, **39**, pp. 125-145, 2005.
- [7] M. J. Hodgson, K. E. Rosing, and J. Zhang, "Locating vehicle inspection stations to protect a transportation network," *Geographical Analysis*, **28**, pp. 299-314, 1996.
- [8] M. W. Horner and S. Groves, "Network flow-based strategies for identifying rail park-and-ride facility locations," *Socio-Economic Planning Sciences*, **41**, pp. 255-268, 2007.
- [9] M. J. Hodgson and O. Berman, "A billboard location model," *Geographical and Environment Modeling*, **1**, pp. 25-45, 1997.
- [10] O. Berman, D. Bertsimas and R. C. Larson, "Locating discretionary service facilities, II: maximizing market size, minimizing inconvenience," *Operations Research*, **43**, pp. 623-632, 1995.
- [11] I. Averbakh and O. Berman, "Locating flow-capturing units on a network with multi-counting and diminishing returns to scale," *European Journal of Operational Research*, **91**, pp. 495-506, 1996.
- [12] 田中健一, 古田壮宏, "複数回の捕捉を考慮したフロー捕捉型配置問題と鉄道流動データへの適用—京王線と山手線を事例として—," *オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学*, **56**, pp. 166-174, 2011.
- [13] K. Tanaka and T. Furuta, "A hierarchical flow cap-

- turing location problem with demand attraction based on facility size, and its lagrangian relaxation solution method,” *Geographical Analysis*, **44**, pp. 15–28, 2012.
- [14] 松尾太一郎, 田中健一, 栗田治, “介在機会モデルを導入したフロー捕捉型配置問題,” *都市計画論文集*, **50**, pp. 622–627, 2015.
- [15] K. Tanaka and O. Kurita, “The probabilistic minimum flow interception problem: Minimizing the expected travel distance until intercept under probabilistic interception,” *Geographical Analysis*, 2019. DOI: 10.1111/gean.12197.
- [16] G. L. Lilien, P. Kotler and K. S. Moorthy, *Marketing Models*, Prentice Hall, 1992.
- [17] M. Singh, M. Pant, A. Kaul and P. C. Jha, “Advertisement scheduling models in television media: A review,” *Soft Computing: Theories and Applications. Advances in Intelligent Systems and Computing*, M. Pant, K. Ray, T. Sharma, S. Rawat and A. Bandyopadhyay (eds.), Springer, pp. 505–514, 2018.
- [18] S. Bollapragada and M. Garbiras, “Scheduling commercials on broadcast television,” *Operations Research*, **52**, pp. 337–345, 2004.
- [19] S. Bollapragada, M. R. Bussieck and S. Mallik, “Scheduling commercial videotapes in broadcast television,” *Operations Research*, **52**, pp. 679–689, 2004.
- [20] A. García-Villoria and S. Salhi, “Scheduling commercial advertisements for television,” *International Journal of Production Research*, **53**, pp. 1198–1215, 2015.
- [21] F. Ghassemi-Tari and R. Alaei, “Scheduling TV commercials using genetic algorithms,” *International Journal of Production Research*, **51**, pp. 4921–4929, 2013.
- [22] D. R. Gaur, R. Krishnamurti and R. Kohli, “Conflict resolution in the scheduling of television commercials,” *Operations Research*, **57**, pp. 1098–1105, 2009.
- [23] M. J. Brusco, “Scheduling advertising slots for television,” *Journal of the Operational Research Society*, **59**, pp. 1363–1372, 2008.
- [24] 株式会社電通, 「2018年日本の広告費」, <http://www.dentsu.co.jp/news/release/2019/0228-009767.html> (2019年5月25日閲覧)
- [25] 日本テレビ放送網株式会社, 「スポットCMの基本セールスパターン | テレビCM実践編 | 日テレ広告ガイド」, <http://www.sales-ntv.com/jissen/pattern.html> (2019年6月29日閲覧)