

デジタルサイネージの放映計画最適化

谷口 行信^{†a)} 阿久津明人[†]

Time-Table Optimization for Digital Signage

Yukinobu TANIGUCHI^{†a)} and Akihito AKUTSU[†]

あらまし デジタルサイネージは時間と場所が特定できる新しい広告メディアとして注目を集めている。現在、デジタルサイネージの放映スケジュール（以降、放映計画）は、テレビの番組編成と同じように手作業で作成されている。デジタルサイネージの広告効果を最大化するために、時間や場所の特性に応じてコンテンツを切り換える運用が望まれているが、コンテンツの放映条件を細かく指定して放映計画を作成しようとすると作業が煩雑になりコストがかかるという潜在的な問題がある。本論文では、放映計画の最適化を、コンテンツ放映条件（広告の場合は、広告の申込み条件）を満たしながら、広告視聴数を最大化する問題と捉えてモデル化する。提案モデルの新規性はサイネージの特徴を捉えた効果指標として広告視聴数を導入した点にある。メタヒューリスティクスを用いた近似解法を提案し、計算機シミュレーションにより精度と計算時間を比較評価する。

キーワード デジタルサイネージ、メタヒューリスティクス、最適化、スケジューリング

1. ま え が き

デジタルサイネージ（以下、サイネージ）は、電子看板や電子ポスターなどとも呼ばれ、「屋外・店頭・公共空間・交通機関など、あらゆる場所で、ネットワークに接続したディスプレイなどの電子的な表示機器を使って情報を発信するシステム」と定義される [1]。ネットワークを介して、複数のロケーションにコンテンツを配信でき、時間帯や場所に応じてコンテンツをタイムリーに切り換えることができるという特長をもつ。例えば、“夜は帰宅途中のサラリーマンが多く、昼は主婦層が多い”といった場所の特性に合わせて、時間帯ごとにコンテンツを切り換えることもできる。これは看板、ポスター、テレビなど既存のメディアでは実現できない情報発信手法といえる。

サイネージ向けに様々なコンテンツ配信管理システムが開発・市販されている。ここではまず、既存システムの問題点を明らかにするために、システムの一般的な構成と放映スケジュール（以下、放映計画）の作

成方法について述べる。

既存システムは一般的に、(a) コンテンツと放映計画を管理・配信する配信サーバ、(b) 放映計画に従ってコンテンツを自動再生するプレーヤ、(c) プレーヤと接続され、コンテンツを表示するディスプレイ、から構成され、1 台の配信サーバに複数のプレーヤ、1 台のプレーヤに 1 台または複数台のディスプレイが接続される [2]。

基本的な運用フローは以下のとおりである。(i) 操作者が配信サーバにコンテンツを登録する、(ii) 操作者がコンテンツの表示順を定義したプレイリスト、及び、プレイリストの再生開始日時、終了日時を定義したスケジュールを作成し配信サーバに登録する（スケジュールとプレイリストのセットが放映計画）、(iii) 操作者の指示または決まった時刻に、配信サーバは (i)、(ii) で登録されたコンテンツと放映計画を各プレーヤに配信する、(iv) プレーヤは指定された放映計画に従ってコンテンツを自動再生する。例えば、ステップ (ii) で、操作者がプレイリスト A_1, A_2, A_3 を定義し、6:00 から 23:00 の時間帯にそのプレイリストを割り付けたスケジュールを登録すると、指定時刻の 6:00 になるとプレーヤがコンテンツを $A_1, A_2, A_3, A_1, A_2, \dots$ の順に繰り返して再生するという仕組みである。

この運用フローは、多くの場合で効率的であるが、

[†] 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所，横須賀市

NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation, 1-1 Hikarinooka, Yokosuka-shi, 239-0847 Japan

a) E-mail: taniguchi.yukinobu@lab.ntt.co.jp

放映時間帯や放映回数を細かく制御しようとする、放映計画の作成作業が複雑化し運用コストが高くなるという問題点がある。広告効果を高めるために配信先だけでなく放映時間・放映回数・尺を細かくコントロールしたいという、広告主からの強い要望がある。広告主要望や広告予算に応じて、例えば、コンテンツ A_1, A_2, A_3 の放映回数をそれぞれ 10, 20, 50 回に制御しようとする、複雑なプレイリストを作成して対応するしかない。更に、コンテンツごとに尺が異なると、コンテンツを空時間枠にぴったりと割り付けることが難しくなる。このように広告申込み条件の自由度を高めれば高めるほど、放映計画の作成コストが高くなるというジレンマがあった。

本論文では、サイネージの運用コストを低減するために、放映計画を自動生成する方法を提案する。まず、2. で関連研究について述べた後、3. で放映計画の最適化を広告申込み条件を満たしながら、広告視聴数を最大化する組合せ最適化問題と捉えて定式化する。その問題に対して、4. でメタヒューリスティクスを用いた複数の近似解法を提案し、5. で計算機シミュレーションにより性能を比較評価する。6. で提案法の制限と拡張について議論し今後の課題について述べる。

2. 関連研究

本章ではサイネージの放映計画作成、広告スケジューリングに関する従来研究について述べ提案法との差分を明らかにする。

2.1 サイネージの放映計画作成

Harrison and Andrusiewicz [3] はサイネージの広告マーケットプレイスにおける広告出稿モデルを提案した；時間指定、バルク申込みなど、複数種の広告申込みを受け付けると、その都度、申込み条件に適合した放映計画を生成するオンラインアルゴリズムであり、複数の広告に対してオフラインで最適な放映計画を生成するアルゴリズムは検討されていない。

2.2 広告スケジューリング問題

Web サイトの限られた広告スペースに、大きさの異なる複数のバナー広告を最適配置する問題が、広告スケジューリング問題 (advertisement scheduling problem) として研究されている [4], [5]。目的関数である効果指標を最大化する組合せ最適化問題として定式化される。効果指標としてページビューやクリック率が用いられる。また、テレビコマーシャルの割付問題は多くの従来研究がある [6]~[9]。大西ら [9] は、効果

指標としてテレビ視聴率調査をベースとしたターゲット GRP を用いている。本研究では Web やテレビではなく屋外広告を対象とすることから、広告の放映順を考慮したモデルと、時間や場所によって視聴状況が大きく変化するというサイネージの特徴を捉えた屋外向けの効果指標を新たに導入する。目的関数の設計については 6.2 で議論する。

3. 放映計画の最適化

本章では、放映計画の自動生成法を構成するために、放映計画の最適化問題を定式化する。

サイネージのある日ある時間帯 Z に、図 1 に示すように、 n 社から広告 A_k , $k = 1, 2, \dots, n$ の申込みを受け付けたとする。広告申込み条件として、広告 A_k の放映回数 N_k , 尺 d_k , 広告ジャンル $genre(k)$ が指定される (または予算に比例して放映回数 N_k が設定される)。尺 d_k は単位時間 (例えば、15 秒) の倍数で指定される。

サイネージのディスプレイは一般的に複数の用途で共有されるため空き時間帯 (以下、枠) に広告を割り付ける必要がある。時間帯 Z に含まれる枠を $Z_i \subset Z$, $i = 1, 2, \dots, N_Z$, 枠 Z_i の時間長を s_i とする。

放映計画は枠 Z_i に割り付けた広告の番号リスト $q_i = q_{ij}$, $q_{ij} \in [1, 2, \dots, n]$, $j = 1, 2, \dots, M_i$ として表される。ここで、 M_i は枠 Z_i に割り付けられた広告の数を表す。例えば、広告 $\{A_1, A_2, A_3\}$ をそれぞれ 4, 2, 1 回放映するよう指定された広告申込み (図 2(a)) に対して実行可能な放映計画の例を図 2(b), (c) に示す。図 2(b) の放映計画は $q_1 = (1, 2, 1)$, $q_2 = (2, 1)$, $q_3 = (3, 1)$ と表される。

“放映計画の最適化問題”を以下のように定義する。

[放映計画の最適化問題]

入力

- 広告 A_k , $k = 1, 2, \dots, n$, コンテンツの尺 d_k , 放映回数 N_k , ジャンル $genre(k)$,

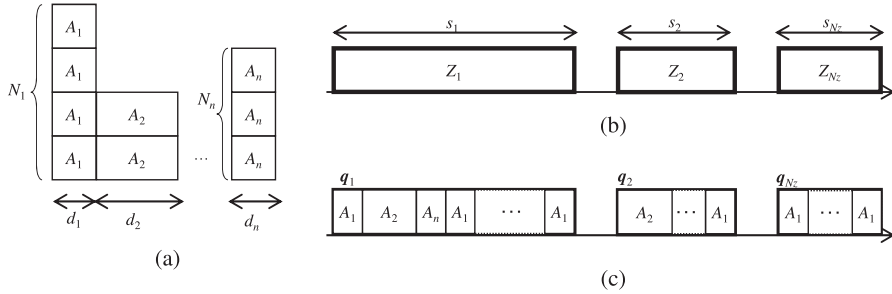
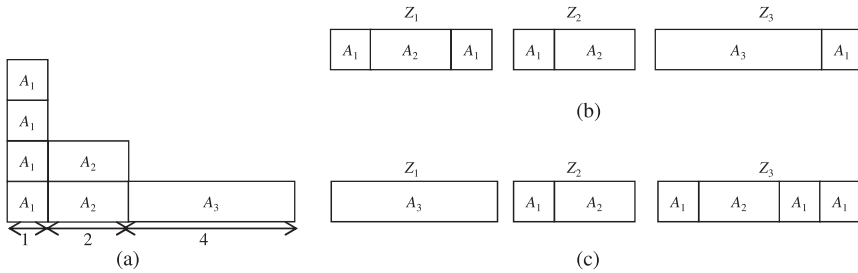
- 枠 Z_i , $i = 1, 2, \dots, N_Z$, 枠 Z_i の時間長 s_i 。

ただし、 n , N_Z はそれぞれ広告数, 枠数である。

出力 放映計画 $q = \{q_i\}$, $i = 1, 2, \dots, N_Z$.

目的関数 (効果指標) 広告視聴数 $R(q)$ を最大化

$$R(q) = \sum_{k=1}^n R_k, \quad (1)$$

図 1 放映計画の最適化問題: (a) 入力: 広告 A_k , (b) 入力: 枠 Z_i , (c) 出力: 放映計画 q Fig. 1 Time-table optimization problem: (a) input: advertisements A_k , (b) input: advertisement space Z_i , (c) output: time-table q .図 2 放映計画の例: (a) 入力される広告 A_k , (b), (c) 放映計画の例Fig. 2 Example of feasible time-tables: (a) input ads A_k , (b), (c) feasible time-tables for ads A_k .

$$R_k = \tau \left\{ N_k d_k + \delta \left(1 + \sum_{i=1}^{N_k-1} 1 - e^{-\frac{D_{ki} - d_k}{\delta}} \right) \right\}. \quad (2)$$

ここで, τ , δ はそれぞれ, 単位時間当りの通行人数, 平均滞留時間を表し, D_{ki} は広告 A_k が i 回目に放映されてから次の放映開始までの時間間隔を表す. 式 (2) の導出方法は付録を参照.

制約条件 以下の制約条件をすべて満たす:

[C1] すべての広告 A_k が放映計画に割り付けられていること:

$$\sum_{i=1}^{N_z} \sum_{j=1}^{M_i} 1(q_{ij} = k) = N_k, \forall k,$$

ここで, $1(\cdot)$ は括弧内の等式が成立するときに 1 を返す関数である.

[C2] すべての枠 Z_i にコンテンツが収まること:

$$\sum_{j=1}^{M_i} d(q_{ij}) \leq s_i, \forall i,$$

ここで, $d(q_{ij})$ は枠 i の j 番目の広告の尺を表す.

[C3] 同じジャンルの広告が隣り合わないこと:

$$\text{genre}(q_{ij}) \neq \text{genre}(q_{i(j+1)}), \forall j,$$

ここで, $\text{genre}(q_{ij})$ は枠 i の j 番目の広告のジャンルを表す.

広告視聴数を求める式 (2) の中括弧第 1 項は, 広告 A_k の露出時間 $N_k d_k$ を表し, 露出時間が長くなればなるほど広告に接触する人数の期待値が高まる効果を表す; 一方, 中括弧第 2 項は広告の放映間隔 D_{ki} の影響を表しており, 直感的にいえば, 広告の放映間隔 D_{ki} が短くなると, 1 人の人が 2 回以上, 同じ広告に接触する確率が高まるため広告視聴数が減少することに対応する. したがって, 広告視聴数を最大化するためには, 露出時間 $N_k d_k$ を確保しつつ, 放映間隔 D_{ki} を均等に大きくするようにすればよい.

制約条件 **[C2]** は, コンテンツの途中で放映が切れないことを保証し, 制約条件 **[C3]** は, 同業種の広告が並ぶこと (競合並び) を禁止する条件である.

4. メタヒューリスティクスを用いた放映計画最適化法

本章では、前章で定式化した放映計画の最適化問題に対して、メタヒューリスティクス [10] の考え方をを用いた近似解法を提案する．具体的には、多スタート局所探索法 (multi-start local search ; MLS 法), 反復局所探索法 (iterated local search ; ILS 法), アニーリング法 (simulated annealing) を応用した方法である．MLS 法は以下の手順を繰り返し、得られた最良の解を出力する：(1) 初期解 q_i を生成する、(2) 解 q_i を局所探索法により改善する．

以降の節では、提案法の構成要素として、4.1 で初期解の生成法、4.2 で近傍解の生成法、4.3 で制約条件を考慮した評価関数について述べる．

4.1 初期解の生成法

初期解を生成する手続きを Algorithm 1 に示す．これはオペレーティングシステムのプロセス管理に用いられる round robin 法に着想を得たヒューリスティクスであり、放映間隔がなるべく均等になるように未割付の広告を順に割り付けていく．初期解にランダム性をもたせる場合は、広告リスト A_k をランダムに並べ換えたものを初期値として設定すればよい．

Algorithm 1 round robin 法

```

1: 広告リスト  $A \leftarrow \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ , 未割付広告数  $r_k \leftarrow N_k$ ,  $k = 1, \dots, n$ , 放映計画  $q_i \leftarrow \emptyset$  に初期化する.
2: while  $A \neq \emptyset$  do
3:   未割付広告数の割合  $r_k/N_k$  が最も大きい広告  $A_k \in A$  を選択する.
4:   枠  $Z_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_Z$  を順に走査し、最初に広告  $A_k$  が収まる枠に広告  $A_k$  を追加する:  $q_i \leftarrow q_i + \{k\}$ 
5:    $r_k \leftarrow r_k - 1$ 
6:   if 未割付広告数  $r_k = 0$  then
7:      $A$  から広告  $A_k$  を削除:  $A \leftarrow A \setminus A_k$ 
8:   end if
9: end while

```

4.2 近傍解の生成法

中間解 q_i から、その近傍解 q'_i を生成する手順を Algorithm 2 に示す．この手続きでは、中間解として得られた放映計画からランダムに二つの広告を選択し入れ換えることによって近傍解を生成する．

加えて、局所探索法の収束を速めるために、制約条件 [C1], [C2], [C3] に違反した要素をステップ 3 で優先的に選択し、制約違反が解消するように要素を交換する．

Algorithm 2 近傍解の生成法

```

1: 中間解  $q_i$  を連結した広告番号リスト  $Q \leftarrow q_1 + q_2 + \dots + q_{N_Z}$  を作成する,
2: 中間解  $q_i$  が、制約条件 [C1] を満たさない実行不可能解であり未割付の広告が存在する場合は、未割付の広告番号を  $Q$  の末尾に追加する,
3: リスト  $Q$  から二つの要素  $Q_l, Q_m$  をランダムに選択し交換することで新たな広告番号リスト  $Q'$  を生成する,
4: リスト  $Q'$  の先頭から順に要素  $Q_j$  を取り出し枠  $Z_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N_Z$  に収まるのであれば詰める:  $q'_i \leftarrow q'_i + \{Q_j\}$ ;  $Z_i$  がいっぱいになったら次の枠に詰めるという手順を繰り返す.

```

4.3 制約違反を考慮した評価関数

探索空間に実行不可能解が含まれるため、制約条件 [C1], [C2], [C3] の違反数をペナルティとして加えた評価関数 $f(q)$ を以下のように定義する：

$$f(q) = -R(q) + \lambda(P_1 + P_2 + P_3).$$

ただし、 λ はペナルティの重みパラメータ、 P_1, P_2, P_3 はそれぞれ制約条件 [C1], [C2], [C3] に違反した数（広告数、または枠数）である．局所探索法では目的関数を最大化する代わりに評価関数 $f(q)$ を最小化する解を探索する．

5. 評価実験

5.1 近似解法の比較

初期解生成における round robin 法の有効性を示すために、以下の 4 種類の近似解法を計算機シミュレーションにより、解の精度と計算時間について比較評価した：

- MLS 法 (random)：初期解をランダムに生成し MLS 法を適用、
- MLS 法 (round robin)：初期解を round robin 法で生成し MLS 法を適用、
- ILS 法：round robin 法で最初の初期解を生成し、局所最適解の近傍解 (4.2 を参照) を次の初期解として局所探索法を反復、
- アニーリング法：初期解を round robin 法で生成しアニーリング法を適用。

すべての方法で反復回数は 3000 回を上限とし、パラメータは $\delta = \lambda = \tau = 1$ とした．

5.1.1 実験方法

実験に用いる例題を以下の四つの方法で合計 22 個生成した：

(1) 広告数 n を 3, 5, 7, 10 と変化させながら 4 個の例題を生成した；コンテンツの尺 d_k は 1 から 3

の正数をランダムに設定, ジャンルはすべてのコンテンツで異なるように設定, 放映回数 N_k はコンテンツの累積放映時間 $d_k N_k$ がすべての k で等しくなるように設定, 枠の時間長 s_i は制約条件 [C1], [C2] を満たす解が存在するように d_k から逆算した.

(2) 制約条件 [C3] の影響を評価するために, ジャンル数が広告数 n の約 8 割になるよう 4 個の例題を生成した,

(3) 制約条件 [C2] の影響を評価するために, コンテンツ尺を 1 から 8 の正数をランダムに設定し 4 個の例題を生成した,

(4) コンテンツ尺, ジャンル数, 枠数をランダムに選択し 10 個の例題を生成した.

解の精度を評価するために, 誤差 $e(q)$ を

$$e(q) = R^* - R(q),$$

と定義した. ここで, R^* は目的関数 $R(q)$ の上界であり, 誤差 $e(q)$ は解が最適解に近いほど 0 に近い値をとる関数である (上界の求め方は付録 2. を参照).

5.1.2 実験結果

上述した例題 22 個に対して, 提案した四つの近似解法でそれぞれ 5 回ずつ解を求めた. 表 1 に, 5 回の試行で得られた誤差 $e(q)$ の平均値 (avg.), 最小値 (min.), 最大値 (max.), 実行可能解が得られなかった回数 (fail) を示す. なお, 四つの近似解法の中で誤差の平均値が最小 (最良) のものを太字で, 最大 (最悪)

のものを斜体で示す.

表 1 に示すように, round robin 法を初期解とした MLS 法 (round robin) が, ランダムに初期解を生成した MLS 法 (random) より, すべての例題に対して高い精度の解を得た. 実行可能解の取得に失敗した割合も MLS 法 (round robin) が低かった. 以上から, 初期解の生成法として round robin 法が有効であることが分かる.

次に, MLS 法と他のメタヒューリスティクス手法を比較する. 表 1 に示すように, 多くの例題に対して MLS 法 (round robin) が ILS 法やアニーリング法より精度の高い解を得た. これは, 問題のサイズに依存せず反復回数の上限を設定したため, ILS 法やアニーリング法では収束が十分でなかったことが一因として考えられる. 問題 (4)-8 を例にとって反復回数に対する最良解の誤差の変化を図 3 に示す; 反復回数が 3000 のときには MLS 法 (round robin) が最良となっているが, 反復回数が 10000 を超えたあたりで ILS 法が, 更に 80000 を超えたあたりでアニーリング法が最良の解を与えていることが分かる. このように, 局所最適解から抜け出せない場合があり, 改良の余地はあるものの, 実装が比較的容易な MLS 法 (round robin) により, 多くの場合で現実的な精度の近似解が得られることが分かった.

いずれの近似解法でも実行可能解の取得に失敗した問題 (例えば, 問題 (2)-1, (3)-1) があったが, 必ず

表 1 シミュレーションによる近似解法の比較
Table 1 Comparative evaluation of proposed approximate methods.

No.	n	d_k	#genres	N_z	S	MLS(random)				MLS(round robin)				ILS				Annealing			
						avg.	min.	max.	fail	avg.	min.	max.	fail	avg.	min.	max.	fail	avg.	min.	max.	fail
(1)-1	3	1~3	3	4	12	0.578	0.567	0.622	0	0.567	0.567	0.567	0	0.567	0.567	0.567	0	0.567	0.567	0.567	0
(1)-2	5	1~3	5	6	20	0.312	0.127	0.413	0	0.123	0.107	0.189	0	0.207	0.185	0.224	0	0.160	0.107	0.203	0
(1)-3	7	1~3	7	10	84	1.101	0.755	2.048	0	0.339	0.282	0.406	0	0.450	0.383	0.533	0	0.608	0.494	0.835	0
(1)-4	10	1~3	10	15	120	0.038	0.018	0.080	0	0.034	0.009	0.051	0	0.161	0.015	0.397	0	0.161	0.068	0.347	0
(2)-1	3	1~3	2	1	12	0.590	0.590	0.590	5	0.590	0.590	0.590	5	0.590	0.590	0.590	5	0.590	0.590	0.590	5
(2)-2	5	1~3	4	1	60	0.687	0.290	1.120	0	0.388	0.326	0.483	0	0.474	0.403	0.611	0	0.644	0.502	0.777	0
(2)-3	7	1~3	5	1	84	0.370	0.196	0.540	0	0.278	0.207	0.330	0	0.199	0.093	0.268	0	0.176	0.140	0.213	0
(2)-4	10	1~3	8	1	120	0.042	0.010	0.108	0	0.013	0.003	0.024	0	0.017	0.005	0.045	0	0.030	0.021	0.035	0
(3)-1	3	1~7	3	4	30	3.260	2.972	3.602	5	2.908	2.740	3.320	5	2.862	2.740	3.054	5	2.562	1.969	3.559	5
(3)-2	5	1~6	5	7	70	2.959	2.257	4.192	0	1.654	1.530	1.728	0	1.812	1.634	1.960	0	1.971	1.846	2.122	0
(3)-3	7	1~7	7	10	336	4.291	2.634	5.829	0	2.043	1.320	2.547	0	2.308	1.355	3.426	0	7.608	5.631	9.548	2
(3)-4	10	1~8	10	15	991	15.663	11.812	18.798	5	5.960	4.766	7.122	5	5.960	4.766	7.122	5	13.475	12.554	14.473	5
(4)-1	7	1~3	5	1	42	0.476	0.272	0.621	0	0.089	0.059	0.103	0	0.153	0.087	0.186	0	0.138	0.083	0.184	0
(4)-2	7	1~3	6	9	42	0.642	0.228	1.110	0	0.067	0.046	0.088	0	0.115	0.071	0.160	0	0.154	0.099	0.229	0
(4)-3	7	1~3	5	2	42	0.653	0.102	1.110	0	0.049	0.027	0.067	0	0.134	0.073	0.229	0	0.045	0.018	0.062	0
(4)-4	7	1~6	6	7	504	14.211	12.992	16.934	1	4.941	4.236	6.174	0	4.538	3.306	5.907	0	12.825	7.069	22.286	3
(4)-5	7	1~5	5	2	70	1.359	1.096	1.710	0	0.165	0.161	0.177	0	0.440	0.194	0.764	0	0.295	0.175	0.426	0
(4)-6	7	1~5	4	8	698	21.927	16.137	26.789	3	8.960	4.190	14.336	2	8.664	3.250	14.336	2	22.290	20.515	26.026	5
(4)-7	7	1~4	4	8	56	1.010	0.467	1.864	0	0.609	0.278	1.218	0	0.649	0.452	0.846	1	0.319	0.049	0.932	1
(4)-8	7	1~4	6	3	168	0.765	0.398	1.602	0	0.634	0.358	1.048	0	0.805	0.451	1.187	0	1.430	0.756	1.721	1
(4)-9	7	1~6	6	9	504	15.302	11.644	17.656	0	6.826	5.001	8.312	0	6.853	5.322	8.312	0	17.794	11.021	21.570	4
(4)-10	7	1~4	4	2	84	1.681	0.731	2.738	5	1.237	0.985	1.650	5	1.048	0.799	1.267	5	1.264	0.869	1.917	5

No.: Problem number, n : number of ads, d_k : duration of content A_k , #genres: number of genres, N_z : number of spaces, S : total size of spaces, fail: number of infeasible solutions.

しも近似解法の限界を示しているわけではなく、実行可能解が存在しない例題を生成している可能性がある。机上で確認したところ、実際に問題 (2)-1 は実行可能解が存在しない問題であった。サイネージの実運用でも、実行可能解が存在しない申込みを受け付ける場合がある。その場合でも広告主に条件変更を依頼するといった対処が可能であり、実行可能解に近い解が得られるだけでも有用であると考えられる。

図 4 に、三つの例題に対して提案法で生成した放映計画を図示する。同じ広告を同じ濃度で表示する（いくつかの広告については、判別用の記号☆▲を放映計

画の下部に付加した）。図 4 によれば、放映間隔が均等かつ大きくなるように放映計画が生成されている様子が確認できる。

5.1.3 計算時間

22 個の例題に対して近似解を求めるのに要した計算時間の平均値は、MLS 法 (random) 9.1 秒、MLS 法 (round robin) 9.6 秒、ILS 法 10.0 秒、アニーリング法 11.2 秒であった。近似解法による時間差は大きくないが、MLS 法 (random) を除けばシンプルな MLS 法 (round robin) の計算時間が最も短かった。最も計算に時間を要した問題 (3)-4 に対しても、MLS 法 (random) 38.2 秒、MLS 法 (round robin) 45.0 秒、ILS 法 60.8 秒、アニーリング法 76.1 秒で近似解が得られており、バッチ処理の中で使うのであれば十分実用的な時間といえる。ただし、反復回数の上限を 3000 回とし、実験には Intel Core i5 2.67 GHz を用いた。計算時間は反復回数や枠の総時間長に比例して大きくなる傾向がみられた。

5.2 従来手法との比較

本節では、3. で提案したモデル化の有効性を示すために、Harrison and Andrusiewicz のオンラインアルゴリズム [3] (以下、Harrison 法) と提案法を計算機シミュレーションにより比較する。

Harrison 法の概要について述べる。Harrison 法で

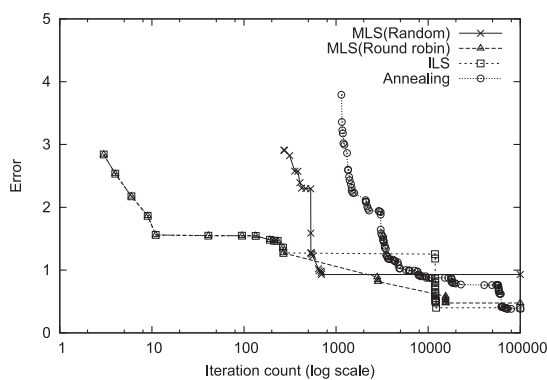


図 3 反復回数に対する誤差の変化

Fig.3 Error measure against iteration count.

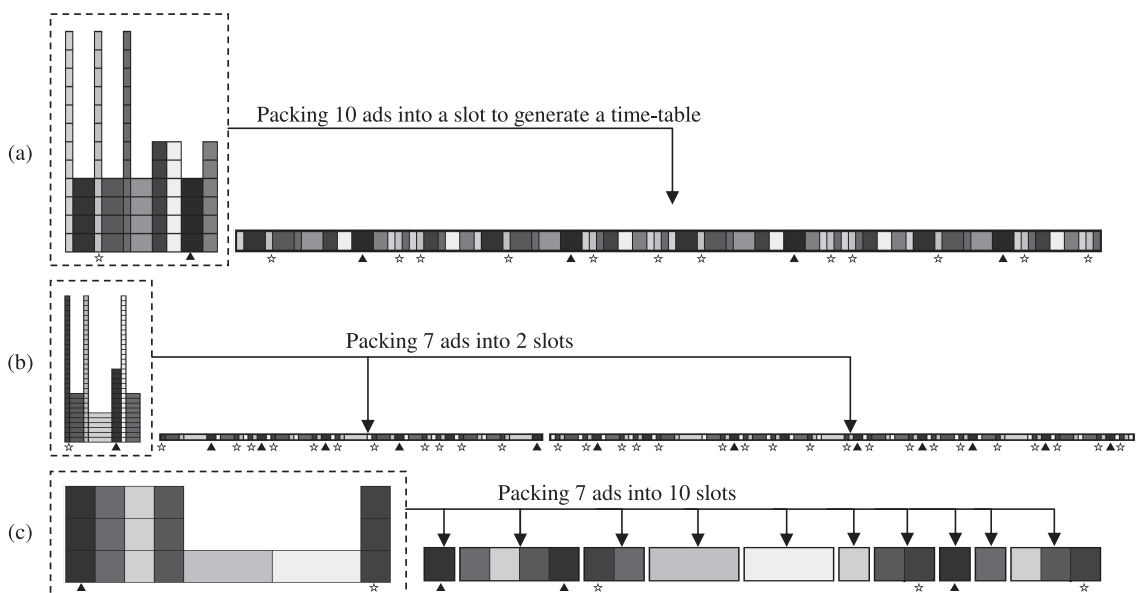


図 4 シミュレーション結果

Fig.4 Illustrated simulation results.

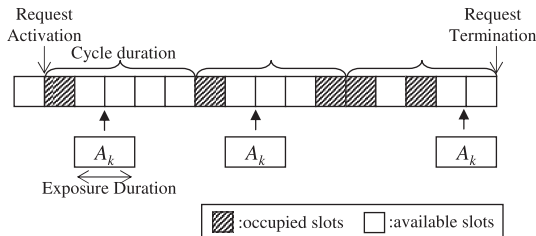


図 5 Harrison 法における広告割付け
Fig. 5 Scheduling of ad A_k using Harrison's method.

は広告申込み条件として以下の項目を指定する：

- コンテンツ ID (content ID),
- 広告尺 (exposure duration),
- 放映開始時刻 (request activation), 放映終了時刻 (request expiration),
- サイクル間隔 (cycle duration),
- サイクル当りの露出回数 (exposure frequency),
- サイクル間のギャップ長 (cycle gap).

広告申込みを受け付けると、その都度、(a) サイクル間隔で指定されたサイクル（時間区間）の中で、広告が収まる連続した空きスロットを見つけて、広告を割り付けていく、(b) 空きスロットが見つからなければ、広告申込みが受け付けられなかったことを広告主に通知し、可能な条件を逆提案する。図 5 に Harrison 法の広告割付けの様子を示す。本比較実験では、(b) の場合でも次のサイクルの露出回数を増やすことで可能な限り広告申込みを受け付けることとした。

5.2.1 実験方法

提案法と Harrison 法は問題設定が異なるため単純な比較は困難であるが、以下のように対応付けを行うことにより比較した。まず、Harrison 法は単一の枠に広告を割り付けていくアルゴリズムであるから、枠数 $N_s = 1$ 、枠の時間長 $s_1 = 256$ に固定した。Harrison 法の広告申込み条件として、標準オーダー $\mathcal{S}$ と単位オーダー $\mathcal{U}$ の 2 種類を導入し、表 2 に示すように提案法のパラメータと対応づけた。

計算機シミュレーションで用いる例題のパラメータ d_k 、 N_k は以下の手順で生成した。(a) 標準オーダー $\mathcal{S}$ で申し込まれる広告 $A_k \in \mathcal{S}$ については、コンテンツ尺 d_k を 1, 2 または 4 の値からランダムに選択し、放映回数 $N_k = 16/d_k$ 、すなわち、広告 A_k の露出時間 $N_k d_k$ が 16 となるように設定した。(b) 単位オーダー $\mathcal{U}$ で申し込まれる広告 $A_k \in \mathcal{U}$ については $d_k = 1$ 、 $N_k = 1$ と設定した。(c) 最終的に全オーダー $\mathcal{S} \cup \mathcal{U}$ の広

表 2 広告申込み条件の対応付け

Table 2 Correspondence between Harrison's order item components and parameters of our proposed model.

Field	Standard order $\mathcal{S}$	unit order $\mathcal{U}$
Content ID	A_k	A_k
Exposure Duration	d_k unit	1 unit
Request Activation	0	0
Request Expiration	256	256
Cycle Duration	$256/N_k$	256
Exposure Frequency	1	1
Cycle gap	0 unit	0 unit

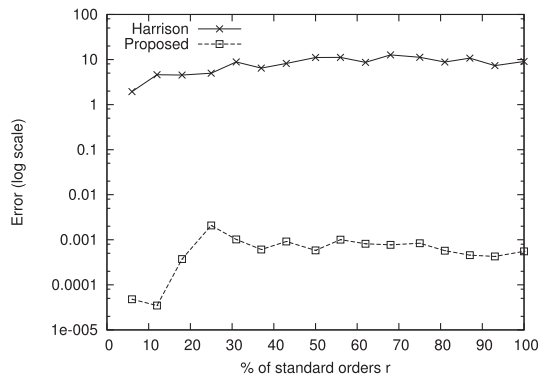


図 6 提案法と Harrison 法との比較結果
Fig. 6 Comparison between the proposed and Harrison's methods.

告露出時間の累計 $\sum d_k N_k$ が、枠の時間長 $s_1 = 256$ に一致するように調整した。

5.2.2 実験結果

標準オーダー $\mathcal{S}$ の全体 $\mathcal{S} \cup \mathcal{U}$ に占める時間割合 r を 16 段階で変化させながら例題を 10 個ずつ生成し、それぞれに対して Harrison 法と MLS 法 (round robin) で解を求めた。標準オーダーの割合 r が高ければ高いほど実行可能解を求めるのが困難な例題といえる。

実験の結果、Harrison 法は 160 個の例題のうち 87 個 (54%) で実行可能解の取得に失敗したが、提案法はすべての例題に対して実行可能解を得た。図 6 に、両手法で得られた解の平均誤差を示す。標準オーダーの割合 r の値にかかわらず、提案法が Harrison 法に比べて精度が高い解を与えている。この結果は、提案法が現実の問題を最適化問題として定式化したことの効果を示している。

6. 議 論

6.1 状況即応型の最適化配信

提案法は複数の広告申込みを受け付け、例えば 1 日

分の放映計画をバッチで生成するオフライン型のアルゴリズムである。

将来的な拡張としては、(a) 広告申込み状況や、(b) ディスプレイ周辺環境変化（例えば、通行者数の増減、天候、近隣のイベントなど）にリアルタイムに反応する、オンライン型のアルゴリズムが考えられる。Web 広告の分野でマッチング配信・最適化配信と呼ばれる広告サーバ技術 [11] の屋外への展開と考えれば自然な拡張といえる。

Ferdinando et al. [12] はセンサを用いて視聴者の存在や興味を検知し、自立的・適応的なコンテンツ配信を可能にする MyAds システムのアーキテクチャを提案し、RFID を用いたプロトタイプを実現している。Rogers et al. [13] は Bluetooth デバイスの存在を検出することで環境変化を推定し、視聴者数の推定値を最大化するようなオークション機構を提案している。Bluetooth の検出結果に基づいて近い将来の視聴者数を予測することで、目的関数を動的に変化させる点が特徴である。

提案したオフライン型アルゴリズムは動的な環境変化には追従できないが、ディスプレイ前の平均通行者数や滞留時間などの測定結果を（場所メタデータとして）蓄積しておくことで、合理的な放映計画を生成できる。競合並びや尺の制約条件を考慮している点も上記の従来研究とは異なる。

6.2 目的関数の設計

本論文で目的関数として使用した広告視聴数（式 (2)）は、米国の広告業界団体 Digital Place-based Advertising Association (DPAA) が推奨しているグロス広告インプレッション（gross ad impression；以下、インプレッション）[14] と類似しており、共に滞留時間を考慮した指標である。両者の差異は、インプレッションが 1 人の通行者が同じ広告に 2 度接触した場合を 2 とカウントするのに対して、広告視聴数では 1 とカウントする点である。ただし、コンテンツ放映間隔が平均滞留時間 τ と比べて十分大きい場合は両指標はほぼ等しくなる。放映計画の自動生成には、インプレッションではなく広告視聴数を目的関数とする必要がある。なぜなら、インプレッションを用いた場合、同じ広告を連続して放映しても、離れた時刻に放映しても等価とみなすことになるため、望ましくない放映計画が生成されてしまうからである。

提案モデルの新規性は、場所や時間によって視聴環境が変化するというサイネージの特徴を捉えた効果指

標を導入した点にある。この点を明確にするために、テレビコマーシャル (CM) の割付問題との差異について述べる。大西ら [9] は、視聴者に対する広告の到達指標の一つであるターゲット GRP を効果指標とし、ターゲット GRP を最大化する 0-1 整数計画問題として CM 割付問題を定式化した。この目的関数は、CM に接触するのべのターゲット視聴人数を表しており、提案モデルの式 (2) の中括弧第 1 項に相当するものである。また、Bollapragada et al. [7] は、同一 CM 素材の間の放映間隔を均等にしたいという広告主の要望に応えるために、放映間隔の理想値からの乖離を目的関数として最小化する混合整数計画問題として CM 割付問題を定式化した。この目的関数は放映間隔 D_{ki} を均等に大きくする点で、提案モデルと類似しており、式 (2) の中括弧第 2 項に相当する。

しかしながら、二つの目的関数はいずれも視聴者の滞留時間（式 (2) の δ ）を考慮していない点で提案モデルと異なる。テレビの場合は、リビングで見るのが前提であり、家庭によって滞留時間（在室時間）は大きく変化しないという仮定がある。一方、サイネージは、場所や時間に応じて視聴状況が大きく変化するため、滞留時間の考慮が放映計画を作成するうえで重要である。例えば、電車内のように滞留時間が長い場所では長尺のコンテンツを平均滞留時間（平均乗車時間）に近い周期で放映するのがよいとされるのに対して、駅の通路のように滞留時間が短い場所では、一瞬で視聴者にインパクトを与えることを狙った短尺のコンテンツを短い周期で放映するといった運用が経験的に行われている。提案した効果指標は平均滞留時間をパラメータとしてもっており、提案モデルを拡張することで、滞留時間を考慮した最適な放映計画を生成できる可能性がある。モデルの拡張と効果検証は今後の課題である。

7. む す び

本論文では、放映計画の作成作業を自動化・省力化するために、放映計画の最適化を広告視聴数を最大化する組合せ最適化問題と捉えて定式化した。本研究の新規性は、熟練者の試行錯誤に頼ってきた放映計画策定作業を自動化するために、サイネージの特徴を捉えた効果指標を目的関数としたモデルを新たに提案した点にある。メタヒューリスティクスに基づく近似解法を提案し、計算機シミュレーションで精度を比較評価した上で、従来法との比較により提案モデルの有効性

を示した。前章で述べた提案法の拡張に加えて、実環境での性能評価が今後の課題である。

謝辞 日頃から御助言、御指導頂く岸上順一所長、鈴木英夫プロジェクトマネージャに深く感謝致します。また、本研究の着想につながる御議論を頂いたデジタルサイネージ・プロジェクト関係各位に感謝致します。

文 献

- [1] デジタルサイネージコンソーシアム.
<http://www.digital-signage.jp/>
- [2] デジタルサイネージコンソーシアム・システム部会, “デジタルサイネージ標準システムガイドライン 1.0 版,” 2008.
<http://www.digital-signage.jp/>
- [3] J.V. Harrison and A. Andrusiewicz, “A virtual marketplace for advertising narrowcast over digital signage networks,” *Electronic Commerce Research and Applications*, vol.3, pp.163–175, 2004.
- [4] M. Adler, P.B. Gibbons, and Y. Matias, “Scheduling space-sharing for internet advertising,” *J. Scheduling*, vol.5, no.2, pp.103–119, 2002.
- [5] S. Kumar, V.S. Jacob, and C. Sriskandarajah, “Scheduling advertisements on a web page to maximize revenue,” *European Journal of Operational Research*, vol.173, pp.1067–1089, 2006.
- [6] S. Bollapragada, H. Cheng, M. Phillips, M. Garbiras, M. Scholes, T. Gibbs, and M. Humphreville, “NBC’s optimization systems increase revenues and productivity,” *Interfaces*, vol.32, no.1, pp.47–60, 2002.
- [7] S. Bollapragada, M.R. Bussieck, and S. Mallik, “Scheduling commercial videotapes in broadcast television,” *Oper. Res.*, vol.52, no.5, pp.679–689, 2004.
- [8] M. Brusco, “Scheduling advertising slots for television,” *J. Oper. Res. Soc.*, vol.59, no.10, pp.1363–1372, 2008.
- [9] 大西浩志, 石田健仁, 青山浩之, 猿渡康文, 猪飼美羽, “テレビ番組 CM の割付に対する数理的アプローチ,” *オペレーションズ・リサーチ*, vol.50, no.3, pp.151–158, 2005.
- [10] 柳沼睦憲, 茨城俊秀, “組合せ最適化問題に対するメタ戦略について,” *信学論 (D-I)*, vol.J83-D-I, no.1, pp.3–25, Jan. 2000.
- [11] 社団法人日本アドバタイザーズ協会, ネット広告白書 2010, インプレス R & D, 2009.
- [12] A.D. Ferdin, A. Rosi, R. Lent, A. Manzalini, F. Zambonelli, and E. Italy, “MyAds: A system for adaptive pervasive advertisements,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol.5, no.5, pp.385–401, 2009.
- [13] A. Rogers, E. David, T.R. Payne, and N.R. Jennings, “An advanced bidding agent for advertisement selection on public displays,” *Proc. International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, pp.263–270, 2007.
- [14] DPAA, “audience metrics guidelines,” Technical report, DPAA, 2008. <http://www.dp-aa.org/guidelines.php>

付 録

1. 広告視聴数の期待値

3. で目的関数として導入した広告視聴数 R_k — 広告 A_k を目にする人の数の期待値 —

$$R_k = \tau \left\{ N_k d_k + \delta \left(1 + \sum_{i=1}^{N_k-1} 1 - e^{-(D_{ki}-d_k)/\delta} \right) \right\}, \quad (\text{A} \cdot 1)$$

を導出する。

サイネージの前に時刻 t に到着する通行者の数 X , 通行者の滞留時間 Y が互いに独立, それぞれ一様分布 $f(x) = \tau$, 指数分布 $g(y) = 1/\delta e^{-y/\delta}$ に従う確率変数であると仮定する. τ, δ は, それぞれ単位時間当りの平均通行者数, 平均滞留時間に対応するパラメータである. 広告 A_k の i 回目の放映開始時刻を T_{ki} , $i = 1, \dots, N_k$, コンテンツの尺 d_k , 放映間隔 $D_{ki} = T_{k(i+1)} - T_{ki}$ とする.

時刻 t にサイネージの前を通行する人が広告 A_k に接触する確率の時間変化は図 A・1 のようになる.

(1) 広告 A_k の放映中 $[T_{ki}, T_{ki} + d_k]$ にサイネージの前に到着する人は, 滞在時間によらず, 必ず広告 A_k に接触するので視聴者数の期待値 $R_{ki}^{(1)}$ は,

$$R_{ki}^{(1)} = \int_{T_{ki}}^{T_{ki}+d_k} \tau dx = \tau d_k.$$

(2) 広告 A_k が放映されていない時間帯 $[T_{k(i-1)} + d_k, T_{ki}]$ に到着し, i 回目の放映開始まで滞留する視聴者数 $R_{ki}^{(2)}$ は,

$$R_{ki}^{(2)} = \int_{T_{k(i-1)}+d_k}^{T_{ki}} \int_{T_{ki}-x}^{\infty} \frac{\tau}{\delta} e^{-y/\delta} dy dx$$

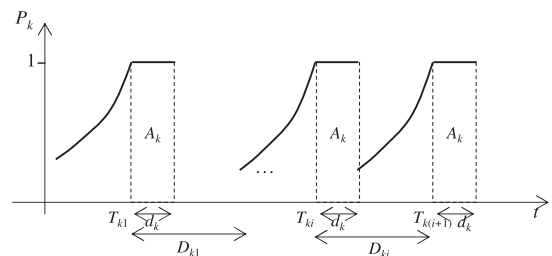


図 A・1 時刻 t の通行者が広告 A_k に接触する確率の時間変化

Fig. A・1 Probability that a pedestrian at time t has an opportunity to see ad A_k .

$$\begin{aligned}
&= \int_{T_{k(i-1)+d_k}}^{T_{ki}} -\tau e^{-(T_{ki}-x)/\delta} dx \\
&= \delta \tau \left(1 - e^{-(D_{k(i-1)}-d_k)/\delta} \right).
\end{aligned}$$

ただし, $D_{k(-1)} = -\infty$ とみなす.

広告視聴数の期待値 $R_k = \sum_{i=1}^{N_k} (R_{ki}^{(1)} + R_{ki}^{(2)})$, よって式 (2) を得る.

2. 広告視聴数の上界

目的関数 (広告視聴数) $R(\mathbf{q})$ の上界 R^* を求める.

放映間隔 D_{ki} の和は枠の総時間長 $S = \sum s_i$ より小さいから,

$$\sum_{i=1}^{N_k-1} D_{ki} = \sum_{i=1}^{N_k-1} T_{k(i+1)} - T_{ki} \leq S.$$

この不等式と, 相加相乗平均の関係から,

$$\begin{aligned}
\frac{1}{N_k-1} \sum_{i=1}^{N_k-1} e^{-D_{ki}} &\geq \left(\prod_{i=1}^{N_k-1} e^{-D_{ki}} \right)^{\frac{1}{N_k-1}} \\
&\geq e^{-\frac{S}{N_k-1}}.
\end{aligned}$$

ただし, 等号はすべての i について $D_{ki} = S/(N_k-1)$ となる場合にのみ成立する.

上記の不等式と式 (A.1) から, R_k の上界 R_k^* は,

$$\begin{aligned}
&R_k^* \\
&= \tau \left\{ N_k d_k + \delta \left(1 + \sum_{i=1}^{N_k-1} 1 - e^{-(\frac{S}{N_k-1} - d_k)/\delta} \right) \right\}.
\end{aligned}$$

したがって, $R(\mathbf{q})$ の上界は $R^* = \sum_{k=1}^n R_k^*$ によって求めることができる.

(平成 23 年 3 月 7 日受付, 6 月 15 日再受付)



阿久津明人 (正員)

平 2 日本電信電話 (株) 入社. 以来, 映像の構造化を目的とした信号・知識処理, インタラクティブメディアのユーザインタフェース, IPTV システムに関する研究に従事. 現在 NTT サイバーソリューション研究所主幹研究員, 博士 (工学).



谷口 行信 (正員)

平 2 東大・工・計数卒. 平 4 同大学院工学系研究科修士課程了. 同年日本電信電話 (株) 入社. 現在 NTT サイバーソリューション研究所主幹研究員, 博士 (工学). 映像処理, メディア流通技術の研究開発に従事. 平 12 本会論文賞受賞, 情報処理学会, 映像情報メディア学会, ACM 各会員.