経営情報研究
第15巻第1号(2007), 101－111ページ

研究論文

ＴＶコマーシャルをタイムクラスへ割り当てるための近似モデル

田　中　克　明

An approximation model for allocating various TV Commercials to dayparts

Katsuaki TANAKA

【要　約】本論文では実証的データに基づく事前の（*ex ante*）計画策定にＤＥＡ（データ包絡分析）を適用しようとする。

過去の多くの DEA を使った研究が、いくつかの DMU（意思決定単位）の成果を事後的に（*ex post*）評価することを指向しているのに対して、事前の計画策定に適用したところが本研究の特徴である。

個人レベルの TV 視聴データが利用可能になることによって、男女や年齢で規定できる標的視聴者レベルの広告露出モデルを構築できるようになってきた。このモデルでは特定の視聴者がある確率で TV スポット広告に露出すると想定している。

本論文では、いくつかの標的視聴者の最大リーチ（到達率）を達成するために、複数の TV コマーシャルを複数のタイムクラスに割り当てる問題に DEA アプローチを適用したモデルを提案する。この目的のためにコンプロマイズプログラミングが目標間のコンフリクトを解消するために採用された。一般的に１日をいくつかの時間帯に区切るため、タイムクラスの組み合わせの数は膨大である。そのためリーチについて単純な二項モデルを使って、DEA によって検出された割り当てを検討することによって、近似的に最適なタイムクラス配置を帰納的に探求できる。

キーワード：TV広告、DEA（データ包絡分析）、多目的意思決定、効率分析、
コンプロマイズプログラミング

本稿作成にあたって、本誌レフリーから貴重なコメントを頂いた。期して感謝したい。

１．はじめに

広告に関する過去の研究の多くが広告の効率性に焦点を当てている。事実、広告、マーケティングや一般的な経営の学術雑誌に関するデータベース探索をすることによって、Bhargava、Kim、Ramaswami（2000）は広告の効率性が広範な研究分野であることを示している。この研究の主たる問題は、どのように広告が消費者に影響を与えるかを見いだすことである。このように研究課題は「広告キャンペーンの目標は何であるべきか？また我々はそれをどのように達成するか」である。

一方、広告の生産性は次の問いを提起する。「広告のゴールが与件の時、どのように最小の資源でそのゴールに対処するか？」。広告の生産性（または効率）が重要な問題であると認識されてはいるが、広告の生産性に関する研究には限界がある。Bhargava、Kim、Ramaswami は、生産経済学やオペレーションズ・リサーチのような広告の生産性を扱っているいくつかの「流れ」を結合し、過去の広告の生産性に関する研究を統合して、将来の研究のための研究課題を提供した。

TV 広告の問題は、リーチや頻度といった基本的な測定尺度から、スポット広告を異なるタイムクラスへ配置するといったより複雑な問題まで広い範囲にまでわたっている。各家計の TV 視聴データが利用可能になることによって、われわれは BBD（ベータ二項分布）モデルのような家計レベルの広告露出モデルを構築できるようになった。そのモデルでは、特定の家計がある確率でスポット広告に露出するというものである。その確率は家計間の露出異質性を捉えるために、ベータ分布に従っている。Abe（1996）は大規模の家計の TV 視聴データを使って、修正 BBD モデルをもつ TV タイムクラス配分による視聴者の蓄積を考察した。そのモデルでは BBD のように二項プロセスに基礎をおき、露出確率の家計異質性は、パラメトリックなベータ関数にフィットさせるというよりも、家計特有のメディアの習慣によってパラメトリックに把握されている。彼はまた１週間のスポットの総数を一定にしたうえで、各週のタイムクラスごとの TV スポットの総計をリーチを高めるために、グリーディアルゴリズムと呼ばれるヒューリスチックな最適化手法を使って、再配置する方法を提案している。

本論文では、各標的視聴者の最大リーチを同時に達成するために TV コマーシャルをタイムクラスへ配分する問題に対して DEA アプローチを提案している。また目標間のコンフリクトを解消するためにコンプロマイズプログラミングが採用されている。一般的にタイムクラスの組み合わせの数は１日の時間帯を短時間に区切るため非常に大きいものとなる。そのためリーチに対して単純な二項モデルを使い、DEA によって検出された効果的な配分を検討することによって、最適に近いタイムクラス配分が帰納的に探求される。

２．いくつかの TV コマーシャルをタイムクラスに配分するためのノンパラメトリックアプローチ

最初に、モデルを構築するために、TV コマーシャルでのいくつかの基本的な概念について述べておくことにする。あるキャンペーン期間内に TV 放送に繰り返し挿入されるいくつかのコ

マーシャルがあるとする。一般的には、各放送日はいくつかのタイムクラスと呼ばれるいくつかの部分に分割されている。現実には４つのタイムクラスを分析においても使用する。それは、Ａタイム、ＳＢタイム、Ｂタイム、Ｃタイムであり、単位当たりの費用の高い順になっている。Ａタイムが一番単位当たりの費用が高い。

標的セグメントを人口統計の観点から規定する。ここではビデオリサーチ社のデータに従い性別年齢別の６セグメントを選択した。

$$\mathrm{M} = \{M_1, M_2, \ldots, M_S, \ldots, M_6\}$$

チャネルｃと曜日ｄによって TV 放送時間の T を考えることにする。

$$\mathbf{T} = \{I_k^{(c,d)}, k = 1,2,\ldots, n_{c,d}\mathbf{;}\ \mathit{for\ any\ c,d}\mathbf{\}}$$

各 $I_k^{\{c,d\}}$ は４つのタイムクラス　A,SB,B,C に分類される。集合 C_A, C_{SB}, C_B, C_C はそれぞれ A,SB,B,C に属する $I_k^{\{c,d\}}$ を集積したものである。

$p_1^{\{s,c,d\}}, p_2^{\{s,c,d\}}, \ldots, p_n^{\{s,c,d\}}$ はそれぞれｃ, ｄが与えられたときのマーケットセグメント M_S の平均的露出確率である。
$I_k^{\{c,d\}}$ は十分に狭い時間間隔なので $I_k^{\{c,d\}}$ は同質であると考えることができる。

ここで、異なる標的視聴者をもつ複数の TV コマーシャルを提供しようとする広告主が１時期に、複数のタイムクラスから十分大きい数の CM 時間単位を購入する状況を考えることにする。N_A, N_{SB}, N_B, N_C を A, SB, B, C というタイムクラスの CM 時間単位（15 秒コマーシャル）の数とする。

また $z_k^{\{c,d\}}$ をコマーシャルがスケジュールされるスポットの数であるとする。

$\mathbf{z} = z_k^{\{c,d\}}$ は次元が q の入力ベクトルであり、すべての c, d, k について $z_k^{\{c,d\}}$ から成り立っている。
単純化のため $z_k^{\{c,d\}}$ には実数をとり、$z_k^{\{c,d\}} \in Z \subseteq R^q$ と考える。
$\mathbf{x} = (x_A, x_{SB}, x_B, x_C)$ という記号を使って、各タイムクラス（A, SB, B, C）にスケジュールされたスポットの数からなる集計された入力ベクトルとする。

$$x_A = \sum_{c,d} \sum_{\{k: I_k^{\{c,d\}} \in C_A\}} z_k^{\{c,d\}},$$
$$x_{SB} = \sum_{c,d} \sum_{\{k: I_k^{\{c,d\}} \in C_{SB}\}} z_k^{\{c,d\}},$$
$$x_B = \sum_{c,d} \sum_{\{k: I_k^{\{c,d\}} \in C_B\}} z_k^{\{c,d\}},$$
$$x_C = \sum_{c,d} \sum_{\{k: I_k^{\{c,d\}} \in C_C\}} z_k^{\{c,d\}},$$

われわれはここで多重出力として各マーケットセグメントのリーチを取り上げる。y_s をセグメント M_s のリーチとする。リーチは M_s にいる個人の中で、少なくとも１回広告の露出を受け

た個人の比率として定義される。各時間間隔 $I_k^{\{c,d\}}$ で M_s が広告露出する確率は二項プロセスに従うと仮定する。そのため次の式を得る。

$$y_s = f_s(z) = 1 - \prod_{I_k^{\{c,d\}} \in T} (1 - p_k^{\{s,c,d\}})^{z_k^{\{c,d\}}}, s = 1,2,...6$$

y_1 : **20 - 29**歳の男性のリーチ
y_2 : **30 - 39**歳の男性のリーチ
y_3 : **40 - 49**歳の男性のリーチ
y_4 : **20 - 29**歳の女性のリーチ
y_5 : **30 - 39**歳の女性のリーチ
y_6 : **40 - 49**歳の女性のリーチ

注　f_s は単調増加で凹である。すなわち

(1)　$if \quad z' \geq z \quad then \quad f_s(z') \geq f_s(z) \quad for \quad all \quad z', z \in Z \subseteq R^q;$
and
(2)　$if \quad 0 \leq \theta \leq 1, \quad then \quad \theta f_s(z') + (1-\theta) f_s(z) \leq f_s(\theta z' + (1-\theta) z) \quad for \quad all \quad z', z \in Z \subseteq R^q$

われわれは出力ベクトルを $\boldsymbol{y} = (y_1, y_2, ..., y_6)$ で表示している。集計的な入力ベクトル $\boldsymbol{x} = \{x_A, x_{SB}, x_B x_C\}$ によって様々な出力ベクトル $\boldsymbol{y}$ が起こりうることを観察できる。
その理由は個人レベルで異なる割り当てパターン $z_k^{\{c,d\}}$ があるからである。

定義１　$H \subseteq R^n$ とする。ある点 $v^* \in H$ はもし次のような $v \in H$ がないとすると H のなかで効率的であるという。

$$v \geq v^*$$

いま $v = \{\boldsymbol{y}, -\boldsymbol{x}\}$ とし $S = \{v, \quad for \quad any \quad z \in Z\}$ とする。
$z_j = \{z_k^{\{c,d\}}\} \in Z \subseteq R^q$ をランダムに発生させて集計入力ベクトル $\boldsymbol{x}_j$ と出力ベクトル $\boldsymbol{y}_j = (y_{1j}, y_{2j}, ..., y_{6j}), j = 1,2,...,N$ を計算する。われわれは次のような集合を得る。

$$S^N = \{v_j, j = 1,2,..., N\} \subseteq S$$

ここで $v_j = (\boldsymbol{y}_j, -\boldsymbol{x}_j)$ である。
つぎのような T を考えることにする。

$$T^N = \{v \mid v \leq \sum_{j=1}^{N} \lambda_j v_j, \lambda_j \geq 0; j = 1,2,..., N, \sum \lambda_j = 1\}$$

$\lambda_j \geq 0, j = 1,2,..., m, \sum \lambda_j = 1$ から f_s は厳密な凹性を持つことから､次のことが観察される。

$$y_s = f_s(\sum_{j=1}^{m} \lambda_j^* z_j) \geq \sum_{j=1}^{m} \lambda_j^* f_s(z_j)$$

ここで我々は次の２つの定理を得る。

定理１

（１）もし $v_0 \in T^N$が T^Nで効率的でないとすると、v_0 も S のなかで効率的ではない。

（２）$v_0 \in T^N$ について、$v_0 \le \sum_{j=1}^{N} \lambda_j^* v_j$ のような

$\lambda_0^* \neq 1, \lambda_j^* \geq 0,\ j = 1,2,...,\ N, \sum \lambda_j = 1$ が存在するとv_0 は非効率的である。

次に　標的ウェイトとして $w > 0$ を考え次のように定義することにする。

$$\boldsymbol{v}_j^w = (\, w\boldsymbol{y}_j, -\boldsymbol{x}\,),$$

$$T_w^N = \{v^w \mid v^w \le \sum_{j=1}^{N} \lambda_j v_j^w, \lambda_j \ge 0; j = 1,2,..., N, \sum \lambda_j = 1\}$$

定理２　v^w がT_w^N で効率的であるとすると、v も T^N で効率的である。

（証明）もしv^{w*} がT_w^N で効率的であるとする。v^* が T^N で効率的でないとする。
そのとき $v^{'} \ge v^*$ のような $v^{'}$ が存在する。$w \ge 0$ なので $v^{w'} \ge v^{w*}$
このことは矛盾である（ＱＥＤ）

T^N はＢＣＣモデルの生産可能集合なので、タイムクラスの組み合わせの事前計画での意思決定を支援するために、T^N の効率的な解をＤＥＡによって抽出することができる。

v_j が S に依存して効率的であるかどうかについては、標本数が十分に多くなるにつれて安定的になるであろう。

入力指向ＢＣＣモデルは次のように定式化する。

$$\begin{aligned}
&\min \quad z_0 = \theta_0 - \varepsilon(e^T s^+ + e^T s^-) \\
&\quad subject \qquad to \\
&\quad \theta_0 x_0 - \boldsymbol{s}^+ = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j x_j, \\
&\qquad y_0 + \boldsymbol{s}^- = \sum_{j=1}^{N} \lambda_j y_j, \\
&\qquad\quad \lambda_j \ge 0, \qquad j = 1,2,...N, \\
&\qquad \sum_{j=1}^{N} \lambda_j = 1, \\
&\qquad \boldsymbol{s}^+ \ge 0 \\
&\qquad \boldsymbol{s}^- \ge 0.
\end{aligned}$$

ここで $e^T=(1,1,...,1)$ で $\varepsilon>0$ は non-Archimedean infinitesmal である。θ_0 について最小化することは、$(e^T s^+ + e^T s^-)$ について最大化することと同値である。
そのため v_0 は $z_0^*=1$ であるとき、またそのときに限って効率的である。z_0^* は上記問題の最適解である。

３．応用例

いくつかのコマーシャル $C^{(r)}, r=1,2,..., m$ をタイムクラスに配分することを考える。
$w^{(r)}=(w_1^{(r)}, w_2^{(r)},..., w_6^{(r)}), (\sum_{s=1}^{6} w_s^{(r)}=1, w_s^{(r)}\geq 0)$ をコマーシャル $C^{(r)}$ がもつ標的視聴者のウェイトベクトルとする。
$N=(N_A, N_{SB}, N_B, N_C)$ に関するアイデアルポイント $z^*=(z_1^*, z_2^*,..., z_m^*)$ は次の式を解くことによって定義できる。

$$z_1^* = \max\ z_r = \sum_{s=1}^{6} w_s^{(r)} y_s^{(r)}$$

$$s.t$$

$$y^{(r)} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} y_i$$

$$x^{(r)} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} x_i$$

$$x_j^{(r)} \leq N_j,\ j = A, SB, B, C$$

$$\sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} = 1$$

$$\lambda_i^{(r)} \geq 0, i=1,2,..., N$$

ここで $\boldsymbol{y}^{(r)}=(y_1^{(r)}, y_2^{(r)},..., y_6^{(r)})$ であり $\boldsymbol{x}^{(r)}=(x_A^{(r)}, x_{SB}^{(r)}, x_B^{(r)}, x_C^{(r)})$ である。

コンプロマイズ解はアイデアルポイントに出来るだけ近づくような解として定義される。各解とアイデアルポイントとの距離を測定するために、コンプロマイズプログラミングは l_p-ノームを採用する。もし TV コマーシャルが $C^{(r)}$ に対して異なる重要度を持ち、それらに対して相対的なウェイト W_r を付加したとするとコンプロマイズ解は次の問題を解くことによって獲得することができる。

$$\min\{\sum_{r=1}^{m} w_r^p (z_r^* - z_r)^p\}^{1/p}$$

$$s.t$$

$$z_1 = \sum_{t=1}^{q} w_t^{(1)} y_t^{(1)}$$

$$z_2 = \sum_{t=1}^{q} w_t^{(2)} y_t^{(2)}$$

$$\cdot$$

$$\cdot$$

$$z_{\mathrm{m}} = \sum_{t=1}^{q} w_t^{(m)} y_t^{(m)}$$

$$y^{(r)} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} y_i$$

$$x^{(r)} = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} x_i$$

$$\sum_{r=1}^{m} x_j^{(r)} \le N_j,\ j = A, SB, B, C$$

$$\sum_{i=1}^{N} \lambda_i^{(r)} = 1, r = 1,2,\ldots, m$$

$$\lambda_i^{(r)} \ge 0, i = 1,2,\ldots, N; r = 1,2,\ldots, m$$

ここで $y^{(r)} = (y_1^{(r)}, y_2^{(r)},\ldots, y_q^{(r)})$ であり $x^{(r)} = (x_1^{(r)}, x_2^{(r)},\ldots, x_n^{(r)})$ である。
よく知られていることであるが、$p=1$ あるいは $p=\infty$ のとき、上の問題は線形計画法の問題となる。さらに $m=2$ のとき *lp*-ノームで $2 \leqq p < \infty$ のコンプロマイズ解は l_1 と l_∞ の間に落ちることが知られている（Yu(1985)参照）。

ある広告主が２種類の TV コマーシャルをある特定の期間内に繰り返し、TV に挿入しようとしている。
$C^{(1)}$ は男子用化粧品で $C^{(2)}$ は女性用化粧品である。
$W_1 = W_2 = 1$ とし標的母集団のウェイトをそれぞれ $w^{(1)} = (0.3, 0.4, 0.3, 0, 0, 0)$ と $w^{(2)} = (0, 0, 0, 0.3, 0.4, 0.3)$ とする。

ここで得られた最適な配分は、参照集合と呼ばれる現実のキャンペーンの凸結合から構成されるバーチャルなキャンペーンであることに注意しておきたい。DEA モデルの利点としては、それが最適な配分（バーチャルキャンペーン）だけでなく、そのときの参照集合を与えてくれることにある。参照集合はバーチャルなキャンペーンによく似ている現実のキャンペーンから構成される。そのためそれはベンチマークとしてベストプラクティスを探索するとき、役に立つ。
最初に㈱ビデオリサーチによって収集された個人レベルの TV 視聴データを基にして、個人のタイムクラスの露出確率 $p_k^{\{c,d\}}, I_k^{\{c,d\}} \in T$ を推定する。その後でコンピュータシミュレー

ションによって、８８の効率的な DMU が、ランダムに生成された個々の配分パターン $\mathbf{z}$ から算出された入出力ベクトル（$\mathbf{y}, \mathbf{x}$）からなる２００の DMU から抽出された。付録に２００の DMU についての集計された入出力ベクトルと効率スコア、タイムクラスへの個々の配分パターンからなる全体の表から取られた例示的な表が掲載されている。

生産可能集合 T^N は８８の効率的な DMU から構成される。
次のようなケース $N=(N_A, N_{SB}, N_B, N_C)=(6, 8, 16, 22)$ を考えてみよう。このときのアイデアルポイントは $z^* = (z_1^*, z_2^*) = (89.19\%, 94.16\%)$ である。
l_1 についてコンプロマイズ解は次のようになる。

$$z_1 = 86.27\%,\ z_2 = 81.25\%$$
$$x^{(1)} = (4.31,\ 4.80,\ 6.23,\ 9.91),\ x^{(2)} = (1.69,\ 3.20,\ 9.77,\ 12.09)$$

でこのときの λ はそれぞれ

$$\lambda_6^{(1)*} = 0.571,\ \lambda_{20}^{(1)*} = 0.314,\ \lambda_{64}^{(1)*} = 0.114,\ \lambda_{20}^{(2)*} = 0.200,\ \lambda_{30}^{(2)*} = 0.686,\ \lambda_j^{(i)*} = 0,\ ow.$$

また l_∞ についてコンプロマイズ解は次のようになる。

$$z_1 = 80.73\%,\ z_2 = 85.70\%$$
$$x^{(1)} = (3.11,\ 4.50,\ 5.93,\ 12.63),\ x^{(2)} = (2.89,\ 3.50,\ 10.07,\ 9.37)$$

でこのときの λ はそれぞれ

$$\lambda_6^{(1)*} = 0.571,\ \lambda_{20}^{(1)*} = 0.012,\ \lambda_{30}^{(1)*} = 0.302,\ \lambda_{64}^{(1)*} = 0.114,$$
$$\lambda_{20}^{(2)*} = 0.502,\ \lambda_{30}^{(2)*} = 0.384,\ \lambda_{71}^{(2)*} = 0.114,\ \lambda_j^{(i)*} = 0,\ ow.$$

４．結語

われわれは、DEA に基づいていくつかの TV コマーシャルをタイムクラスへ配分する単純でノンパラメトリックなアプローチを提示した。この目的のために、個々の TV 視聴のデータから各市場セグメントのリーチを計算するために推定された露出確率を使った単純な二項モデルを採用した。その後で、コンピュータシミュレーションにより、タイムクラスへのいくつかの配分パターンを発生させて、DEA を使って効率的なパターンを見いだした。最後に、各タイムクラスへのスポット広告の数を与件にしたときに、標的視聴者のリーチを同時に最大にするために、いくつかの TV コマーシャルをタイムクラスへ配分するアプローチを提案した。コンプロマイズ解というよく知られた概念を、葛藤する目的を調和させるために使用した。

参考文献

[1] Abe,M. 1996, Audience accumulation by television dayparts allocation based on household-level viewing data, *Journal of Advertising,* 25, 21-35.

[2] Banker,R.D.,1993, Maximum likelihood, consistency and data envelopment analysis: A statistical foundation.*Management Science.* 39, 1265-1273.

[3] Banker,R.D.,Charnes,A.,Cooper,W.W., Some models for estimatng technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis, *Management Science,* 30(1984)1078-1092

[4] Bhargava,M., J. Kim, S. Ramaswami. 2000. An agenda for studying advertising productivity. Working Paper, Oakland University, Michigan.

[5] Charnes,A., Cooper,W.W.and Rhodes,E., 1978, Measuring the efficiency of decision making units. *Euro. J. Opl. Res.* 2, 429-444.

[6] Charnes,A., Cooper,W.W.,Lewin,A.Y.,and Seiford,L.M.,1994, Data Envelopment Analysis, Theory, Methodology and Applications. Kluwer Academic Publishers.

[7] Charnes,A, Cooper,W.W., Golany,B., Learner,D.B., Phillips,F.Y., and Rousseau,J.J., 1994, A multiperiod analysis of market segments and brand efficiency in the competitive carbonated beverage industry.

In *Data Envelopment Analysis, Theory, Methodology and Applications* (Charnes,A., Cooper,W.W.,Lewin, A.Y.,and Seiford,L.M., eds.), pp.145-165. Kluwer Academic Publishers.

[8] Horsky,D. and Nelson,P., 1996, Evaluation of salesforce size and productivity through efficient frontier benchmarking. *Marketing Science.* 15, 301-320.

[9] Mahajan,J., 1991, A data envelopment analytic model for assessing the relative efficiency of the selling function, *Euro. J. of Opl. Res.* 53, 189-205.

[10] Seiford,L.M. and Thrall,R.M., 1990, Recent developments in DEA: The mathematical programming approach to frontier analysis. *J. of Econometrics.* 46, 7-38.

[11] Yu,P.L.,1985, *Multiple-Criteria Decision Making: Concepts, Techniques, and Extensions,* Plenum Press, New York.

付録

表１　集計的な入出力ベクトル

DMUs	XA	XSB	XB	Xc	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6
t01	6	3	8	18	0.6685	0.8467	0.8751	0.7346	0.8863	0.9702
t02	5	6	11	15	0.6423	0.8205	0.8543	0.7054	0.8898	0.9599
t03	3	5	6	20	0.5158	0.6161	0.5860	0.5360	0.7290	0.8299
t04	3	3	9	13	0.5383	0.6201	0.5733	0.5429	0.6903	0.8009
t05	6	6	5	15	0.6334	0.7598	0.7639	0.6242	0.7920	0.9211
t06	11	10	10	21	0.8259	0.9252	0.9317	0.8541	0.9566	0.9893
t07	3	8	7	10	0.6033	0.7325	0.7846	0.6512	0.8177	0.9303
t08	1	7	10	17	0.6673	0.8105	0.8145	0.6731	0.8649	0.9622
t09	7	6	10	18	0.7638	0.8997	0.9247	0.8146	0.9412	0.9879
t10	0	6	12	10	0.5552	0.7227	0.7338	0.6318	0.8257	0.9496
t11	5	3	9	23	0.6341	0.8048	0.8760	0.6892	0.8798	0.9627
t12	7	5	8	12	0.7700	0.9029	0.9266	0.8075	0.9343	0.9848
t13	10	11	12	10	0.8003	0.8919	0.8881	0.8364	0.9468	0.9882
t14	8	9	8	7	0.7033	0.8118	0.8181	0.7343	0.8844	0.9621
t15	5	9	11	11	0.7214	0.8485	0.8781	0.7700	0.9039	0.9788
t16	9	5	12	13	0.6938	0.8480	0.8940	0.7847	0.9299	0.9822
t17	6	4	11	20	0.7323	0.8426	0.9003	0.7797	0.9014	0.9761
t18	6	6	14	14	0.7612	0.9010	0.9057	0.8114	0.9386	0.9892
t19	7	10	8	14	0.7677	0.8824	0.8993	0.8017	0.9288	0.9817
t20	4	5	5	16	0.6135	0.6848	0.7130	0.5990	0.7430	0.8547
t21	3	5	9	13	0.6168	0.7344	0.7841	0.6805	0.8122	0.9410
t22	6	5	5	14	0.6778	0.8200	0.8487	0.7327	0.8647	0.9582
t23	7	8	6	16	0.7095	0.8797	0.9151	0.7650	0.9311	0.9825
t24	11	10	13	10	0.7296	0.8205	0.8096	0.7914	0.9141	0.9717
t25	8	8	8	13	0.7721	0.8827	0.8797	0.8048	0.9097	0.9748
t26	11	6	9	18	0.7657	0.8885	0.9080	0.8143	0.9409	0.9842
t27	7	6	5	15	0.6219	0.7140	0.6976	0.5954	0.7813	0.8655
t28	7	6	7	15	0.6857	0.8116	0.8171	0.7018	0.8530	0.9538
t29	5	2	11	14	0.6594	0.7421	0.7984	0.7053	0.7965	0.9126
t30	8	3	6	18	0.6733	0.8367	0.9027	0.7734	0.9006	0.9679
t31	9	5	7	18	0.7437	0.8883	0.9194	0.8030	0.9204	0.9822
t32	5	7	4	11	0.4845	0.6076	0.5723	0.4734	0.6797	0.8281
t33	3	6	13	9	0.6085	0.7405	0.7375	0.6264	0.7985	0.9355
t34	10	4	10	15	0.6670	0.7704	0.7745	0.7230	0.8393	0.9420
t35	4	4	11	13	0.6510	0.7827	0.8044	0.6690	0.8375	0.9403
t36	8	5	6	10	0.5678	0.7145	0.7263	0.6035	0.7941	0.9002
t37	4	11	9	13	0.6666	0.7451	0.7262	0.6220	0.8278	0.9466
t38	7	2	15	15	0.6674	0.8016	0.7959	0.7127	0.8623	0.9628
t39	5	9	5	19	0.6849	0.7961	0.8473	0.6698	0.8627	0.9604
t40	4	8	10	16	0.6139	0.7717	0.8008	0.6849	0.8909	0.9649
t41	7	4	4	11	0.4706	0.5579	0.5340	0.5377	0.6813	0.7627
t42	1	3	13	19	0.6102	0.7619	0.8601	0.6328	0.8346	0.9628
t43	4	6	7	8	0.5148	0.6231	0.6181	0.5011	0.7172	0.8847
t44	3	5	13	22	0.6873	0.8149	0.8979	0.7308	0.9069	0.9807
t45	5	6	8	15	0.6212	0.8404	0.8889	0.7079	0.9171	0.9792
t46	5	4	8	12	0.4754	0.5193	0.4807	0.4828	0.6787	0.7983
t47	12	6	8	14	0.7856	0.9378	0.9568	0.8626	0.9695	0.9955
t48	6	7	10	16	0.7107	0.8508	0.9179	0.7696	0.9248	0.9845
t49	5	2	10	16	0.6609	0.8222	0.8773	0.7089	0.8877	0.9749
t50	5	8	9	20	0.6919	0.8358	0.8845	0.7267	0.8959	0.9700

表２　個々の配分パターン

時間帯	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	1	2	3	4
DMUs	C	C	C	B	B	C	C	C	SB	SB	B	B	B	B	SB	A	A	A	A	SB	C	C	C	C
t01	2	1	3	2	0	3	1	1	2	0	0	2	2	2	1	1	2	0	3	0	2	3	0	2
t02	0	3	2	0	3	1	1	2	1	3	0	2	3	3	0	0	0	3	2	2	1	3	2	0
t03	2	1	0	0	0	2	3	3	0	3	0	3	1	2	0	1	1	1	0	2	1	2	3	3
t04	0	1	0	0	0	0	3	1	1	1	1	3	3	2	0	2	1	0	0	1	3	2	0	3
t05	3	1	1	3	0	3	1	0	2	0	1	1	0	0	1	0	2	1	3	3	1	2	1	2
t06	2	3	1	1	3	3	0	3	2	3	1	1	2	2	2	3	3	2	3	3	2	2	3	2
t07	1	0	2	0	0	0	2	0	2	1	3	2	2	0	3	1	1	1	0	2	1	1	0	3
t08	2	1	1	2	0	2	2	2	1	0	1	2	2	3	3	0	1	0	0	3	2	1	1	3
t09	2	3	2	2	1	3	2	3	1	1	2	1	3	1	2	3	0	2	2	2	0	2	0	1
t10	0	0	1	2	3	3	3	2	1	1	1	3	0	3	3	0	0	0	0	1	1	0	0	0
t11	3	3	3	1	3	2	3	2	1	2	3	1	1	0	0	0	0	2	3	0	2	1	1	3
t12	3	3	2	3	1	1	0	1	0	1	1	0	0	3	1	3	3	1	0	3	2	0	0	0
t13	0	1	0	3	3	3	1	2	3	2	2	0	1	3	3	3	3	3	1	3	2	1	0	0
t14	0	2	0	3	2	0	0	1	3	2	0	0	2	1	1	3	1	3	1	3	1	1	0	2
t15	1	0	3	2	2	2	0	2	2	2	3	0	3	1	2	2	0	1	2	3	0	0	1	2
t16	0	3	1	2	2	0	2	2	0	3	3	2	2	1	2	2	3	3	1	0	1	2	1	1
t17	0	2	3	2	2	2	1	2	2	0	3	1	2	1	0	3	3	0	0	2	3	3	1	3
t18	2	2	1	3	3	0	2	3	0	1	2	3	0	3	3	3	0	2	1	2	0	2	0	2
t19	1	1	2	1	0	2	2	1	2	2	3	1	1	2	3	2	2	2	1	3	2	0	0	3
t20	2	1	1	1	1	3	2	0	1	1	2	0	0	1	0	1	3	0	0	3	3	3	1	0
t21	2	0	2	3	2	1	1	1	0	2	2	0	2	0	1	3	0	0	0	2	0	2	2	2
t22	2	1	2	2	0	2	0	2	0	2	0	2	0	1	1	3	1	1	1	2	1	0	3	1
t23	3	3	2	1	3	3	0	1	3	1	1	0	0	1	3	0	1	3	3	1	1	0	3	0
t24	1	0	0	1	3	2	2	3	3	3	3	3	2	1	2	3	3	3	2	2	0	0	1	1
t25	1	0	2	1	3	1	3	1	0	3	2	0	1	1	3	3	1	1	3	2	2	2	1	0
t26	2	3	1	2	2	3	3	3	1	3	3	0	1	1	1	3	3	2	3	1	1	1	1	0
t27	3	2	0	0	3	1	2	2	1	3	2	0	0	0	0	1	0	3	3	2	2	0	1	2
t28	0	1	1	3	0	2	1	0	1	2	3	0	0	1	2	1	3	0	3	1	3	2	2	3
t29	1	1	2	1	1	2	2	0	0	0	3	3	3	0	0	3	2	0	0	2	3	0	3	0
t30	2	2	3	0	3	2	2	0	0	1	0	3	0	0	2	1	3	3	1	0	3	2	0	2
t31	2	2	3	3	1	1	2	0	2	1	1	1	1	0	1	3	3	0	3	1	1	2	3	2
t32	0	1	0	1	1	0	0	1	3	2	0	2	0	0	1	0	0	2	3	1	1	3	2	3
t33	3	0	1	3	3	1	0	0	2	0	2	2	2	1	2	0	1	0	2	2	1	2	1	0
t34	1	0	1	1	2	3	1	3	1	0	3	3	1	0	1	2	2	3	3	2	0	2	1	3
t35	3	2	1	2	2	2	0	1	0	2	2	2	2	1	1	1	0	1	2	1	3	1	0	0
t36	0	2	0	1	1	1	1	2	0	2	1	1	2	0	1	0	3	2	3	2	0	2	1	1
t37	1	1	0	3	0	3	1	3	3	3	3	2	1	0	2	0	0	1	3	3	2	0	1	1
t38	0	0	2	3	0	0	3	2	0	2	3	3	3	3	0	1	2	1	3	0	3	3	2	0
t39	0	2	2	2	0	1	1	3	2	3	2	0	1	0	1	0	3	0	2	3	3	1	3	3
t40	0	2	0	2	0	1	3	1	2	3	3	1	2	2	3	1	1	2	0	0	1	3	2	3
t41	3	0	0	0	1	0	2	1	1	3	0	3	0	0	0	2	3	1	1	0	1	2	0	2
t42	1	3	3	3	3	0	0	2	2	0	3	3	1	0	0	0	0	0	1	1	3	3	2	2
t43	2	0	1	3	0	0	0	1	3	2	1	2	0	1	0	0	1	1	2	1	2	2	0	0
t44	1	3	3	3	3	3	3	3	2	0	3	0	3	1	0	0	2	1	0	3	2	0	2	2
t45	1	3	2	1	1	1	1	3	3	1	0	1	3	2	2	0	2	1	2	0	0	1	3	0
t46	0	0	0	0	2	2	3	2	3	0	3	1	0	2	0	0	2	2	1	1	2	0	0	3
t47	1	3	3	2	0	1	1	3	3	1	0	2	1	3	2	3	3	3	3	0	0	1	1	0
t48	2	2	3	1	3	0	1	2	2	0	3	2	1	0	3	0	3	3	0	2	2	3	0	1
t49	1	2	3	3	1	1	0	3	0	2	3	0	1	2	0	1	0	2	2	0	3	1	0	2
t50	2	2	3	0	3	1	1	3	1	3	3	2	0	1	1	0	1	2	2	3	1	1	3	3