

## インターネット動画広告の視聴傾向分析のための可視化システム

三浦 梨花<sup>†</sup> 大矢 隼士<sup>‡</sup> 伊藤 貴之<sup>†</sup>お茶の水女子大学<sup>†</sup> Septeni Japan 株式会社<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

インターネット広告の市場規模は年々拡大を続けている。電通の報告[1]によると、2021年、インターネット広告費は2兆7,052億円に達し、マスコミ四媒体広告費の総計2兆4,538億円を初めて上回った。中でも、動画広告は前年比132.8%の5,128億円と大きく伸長し、初めて5,000億円を突破した。このような背景から、効果的なインターネット広告の制作と配信は今後ビジネスにおいてもますます重要になる。一方で、インターネット広告は、ターゲットを設定した上で広告を配信するため、ターゲット設定が不適切だと期待した効果を得られないのが実情である。

このことから本研究では、以下の3つの指標

- ・ 離脱率（動画再生を途中で停止する割合）
- ・ クリック率（広告をクリックする割合）
- ・ コンバージョン率（アプリのインストール、商品購入、契約締結などが成立する割合）

によってインターネット動画広告を評価し可視化することで、広告ごとの適切なターゲット設定を発見するための可視化システムを提案する。本報告では、LINE広告で配信された広告データのダミーデータ89,400件を可視化した結果を報告する。

## 2. 先行研究

Diら[2]は、Targeting Vis というインタラクティブな可視化ツールを提案した。このツールによって広告アナリストは、広告主の配信パターンを調査することで、広告をより効果的にする方法を発見できる。Shangsongら[3]はマルチビューのインタラクティブシステム MulUBA を提案した。このシステムは、消費者のオンラインショッピング行動に関する広告アナリストの分析を、複数の可視化の組み合わせで支援している。このように、可視化によって効果的な広告制作を支援する研究はいくつか存在する。しかし、これらの研究は広告評価にクリック率やコンバージョン率を用いており、広告の離脱率に関しては言及されていない。本研究では、動画広告の離脱率も合わせて包括的に動画広告の視聴傾向

を評価して可視化する。

## 3. 提案手法

## 3.1 データの前処理

## 3.1.1 動画広告の離脱率

本研究では、動画広告の離脱率の傾向が似ているクラスタを生成するために、以下に記載している動画広告離脱率に関する 6 つの変数 $\mathcal{R}1 \sim \mathcal{R}6$ を算出した。ここで $V_{px}$ は、動画広告の $x\%$ 時点まで再生された回数とする。

$$\mathcal{R}1 = \frac{V_{p25} - V_{p50}}{V_{p25}} / \mathcal{R}2 = \frac{V_{p25} - V_{p75}}{V_{p25}} / \mathcal{R}3 = \frac{V_{p25} - V_{p95}}{V_{p25}}$$

$$\mathcal{R}4 = \frac{V_{p50} - V_{p75}}{V_{p50}} / \mathcal{R}5 = \frac{V_{p50} - V_{p95}}{V_{p50}} / \mathcal{R}6 = \frac{V_{p75} - V_{p95}}{V_{p25}}$$

## 3.1.2 クリック率 / コンバージョン率

インターネット広告の良し悪しは、一般的に広告の表示数に対するクリック数であるクリック率や広告をクリックした後に広告配信の目的が達成される数であるコンバージョン率で評価されることが多い。本研究でも、これらの変数を用いることで広告を評価する。

## 3.2 次元削減 / クラスタリング

3.1.1 節で算出した 6 つの動画広告離脱率に関する変数に PCA を用いて、6次元から2次元への次元削減を適用する。また、動画離脱率に関する 6 つの変数に k-means クラスタリングを適用する。表 1 に LINE 広告のダミーデータに主成分分析を適用した際の固有ベクトルの値を示した。PC1 は $\mathcal{R}1 \sim \mathcal{R}5$ の絶対値が高く、PC2 は相対的に $\mathcal{R}6$ の絶対値が高いので、図 3 において PC1 は動画全体における離脱率、PC2 は後半における離脱率といえる。

## 3.3 可視化

図 1 が本研究の可視化画面の全体像である。

- ① 3.2 節で述べた手法で、次元削減 / クラスタリングを適用した広告データを可視化した散布図。広告の離脱率の傾向が近い広告データが同一のクラスタに属している。
- ② 可視化①のうち、1 つのクラスタを選び、そのクラスタに属するデータのクリック率を可視化するヒートマップ。図 2 に示すように、クリック率が高い属性の組み合わせには明るい色が、クリック率の低い属性の組み合わせには暗い色が割り当てられている。

Visualization System to Analyze Browsing Trends of Internet Video Advertisements

<sup>†</sup> Rika Miura Takayuki Itoh

<sup>‡</sup> Hayato Ohya

<sup>†</sup> Ochanomizu University

<sup>‡</sup> SEPTENI CO.,LTD.

③ 広告主ごとのコンバージョン率を可視化した棒グラフ. 可視化②において, データを選択することで, 選択されたデータがハイライトされる.



図1 可視化結果の全体像

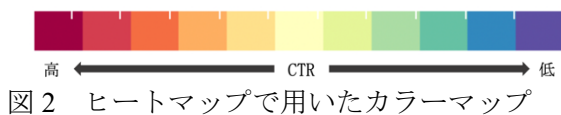


図2 ヒートマップで用いたカラーマップ

#### 4. 実行結果・考察

LINE広告のダミーデータ89,400件を対象に提案手法を実行した. 図3は, LINE広告のダミーデータに3.1.1節で説明した6つの変数を用いて, 主成分分析とクラスタリングを適用した結果である. 動画広告の離脱率が最も低いとされるクラスタ4を選択して, クラスタ4に属するデータのクリック率をヒートマップで可視化した結果が図3である. 動画広告の離脱率が低く, 一見効果のありそうな広告の中にも, クリックにつながない広告属性の組み合わせが存在することがわかる.

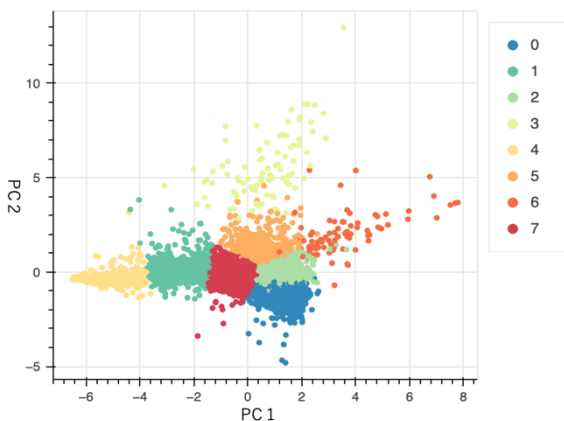


図3 LINE 広告のダミーデータに主成分分析/クラスタリングを適用して散布図で可視化した結果

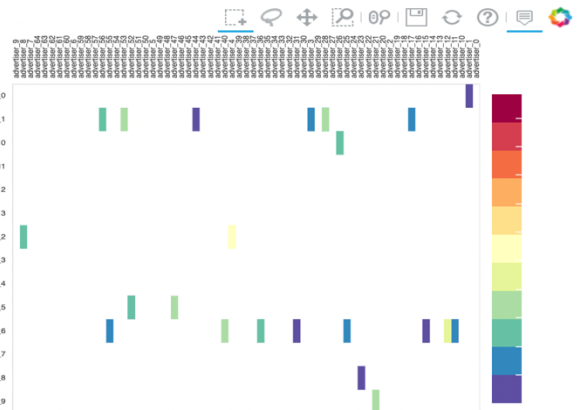


図4 図3におけるクラスタ4のデータを選択し, クリック率をヒートマップで可視化した結果(縦軸は広告のジャンル, 横軸は広告主の名前)

表1 LINE 広告のダミーデータに主成分分析を適用した際の第1・第2主成分の固有ベクトル

	PC1	PC2
$R_1$	0.408549	-0.428766
$R_2$	0.475229	-0.294864
$R_3$	0.495529	-0.114966
$R_4$	0.402646	0.136094
$R_5$	0.409860	0.477465
$R_6$	0.177725	0.685203

#### 5. まとめと今後の課題

本研究では, 動画広告の離脱率, クリック率, コンバージョン率を用いて, 包括的に広告を評価し, 広告属性の組み合わせを考慮した可視化システムを開発した. その結果, 離脱率の低い広告群の中にもクリック率の高い広告から低い広告まで存在することがわかった. このように, 離脱率とクリック率を合わせて評価することで, より効果的な広告属性の組み合わせが発見できることを示唆した. 今後の取り組みとしては, 可視化ツールのインタラクティブ性を向上させることで, より簡易にデータ分析ができるように目指すことがあげられる.

#### 参考文献

- [1] 電通: 「2021年日本の広告費 インターネット 広告媒体費」(2022), <https://www.dentsu.co.jp/news/item-cms/2022007-0309.pdf>, Accessed: 2022-11-01
- [2] Di Peng, et al. "TargetingVis: visual exploration and analysis of targeted advertising data", Journal of Visualization, Vol. 23, pages 1113-1127, 2020.
- [3] Shangsong Liu, et al., "MulUBA: multi-level visual analytics of user behaviors for improving online shopping advertising", Journal of Visualization, Vol. 24, pages 1287-1301, 2021.