

オンライン広告における KPI 制約を考慮した日予算最適化

negocia 株式会社 *川上孝介 KAWAKAMI Kosuke
01405430 東京工業大学 中田和秀 NAKATA Kazuhide

1. はじめに

Google, Yahoo などに表示されるオンライン広告の市場規模は、2019 年度にテレビ広告を抜く市場規模となり、自動運用のニーズが高まっている。本研究では、広告運用において守らなければならない複数の KPI 制約を考慮した日予算最適化問題を考える。この問題に対して、制約違反を回避した制約追加手法及び、予測モデルに基づく非線形最適化手法を提案したので報告する。

2. KPI 制約を考慮した日予算最適化問題

本研究で対象とする日予算最適化問題は、複数の広告セットのキャンペーンの予算を管理する問題 [3] であり、所定の予算内でキャンペーン全体の運用効率を最大化しつつ、特定のキャンペーンの集合ごとに設定された単位クリックあたりの広告費用など運用上守るべき複数の KPI 制約を考慮して日予算を決定する問題である。

これらの KPI は、日予算に依存して変化するが、明示的に与えられていないため、実績データから推定しなければならない。また、複数の KPI 制約条件が設定された場合に、制約条件間に矛盾が発生し、全ての KPI 制約を同時に満たすことが困難な場合がある。さらに、予測モデルは日予算に対して非線形関係があるため、一般的なソルバーで直接解けない課題がある。

そこで、本研究では、まず日予算に対するキャンペーンの KPI の線形基底回帰モデルを構築した。そして、その KPI の予測値を利用して、キャンペーン集合ごとに KPI の制約条件を設定した。ただし、全制約条件を同時に追加すると、最適化問題が実行不可能になるため、複数の KPI 制約に優先順位を付与して優先順位が高い順番に制約条件を逐次追加し、制約違反が発生した時点で、直近の制約条件を緩和して追加することで、優先順位が高い KPI 制約条件をできるだけ守るような定式化を行った。また、得られた非線形最適化問題を逐次二次計画法で最適化することで、複数の KPI

制約をできるだけ守りながら広告のクリック数を最大化する最適化手法を提案した。

3. 提案解法

3.1. KPI の推定モデル

まず、日予算に対するキャンペーンの KPI は、クリックなどの予測モデルをキャンペーンごとに線形基底回帰モデルで構築し、それを組み合わせて推定した。例えば、1 クリックあたりの広告費用 (CPC) の制約条件は、インプレッションの予測モデル $u_i^{imp}(x_i|\theta_i)$ にクリック率の予測モデル $u_i^{ctr}(x_i|\theta_i)$ をかけてクリック数の予測モデルとし、その予測モデルを広告費用予測モデル $u_i^{cost}(x_i|\theta_i)$ で割ることで式 (1) のように推定した。ここで、 x_i はキャンペーン $i \in I$ の日予算、 θ_i は、曜日など各キャンペーンの特徴量を表す。

$$cpc_i(x_i) = \frac{u_i^{imp}(x_i|\theta_i)u_i^{ctr}(x_i|\theta_i)}{u_i^{cost}(x_i|\theta_i)} \quad (1)$$

3.2. KPI 制約の決定

ここで、KPI の制約を守らなければならないキャンペーンの集合を $g \in G$ 、キャンペーン集合 g に含まれるキャンペーン i の集合を $i \in I_g$ 、キャンペーン集合が KPI 制約値の集合を $p \in P_g$ とし、キャンペーン i の KPI 制約値 p の推定値を $\kappa_{pi}(x_i)$ 、キャンペーン集合 g の KPI 制約値 p の上限値を K_{pg} 、キャンペーンごとの日予算の上下限値をそれぞれ lb_i, ub_i と置くと、KPI 制約条件を考慮しつつ、クリック最大化を目指す日予算最適化問題は以下の通り定式化できる。なお簡単のため各キャンペーンの特徴量 θ_i は省略した。

$$\begin{aligned} & \text{maximize} && \sum_{i \in I} u_i^{imp}(x_i)u_i^{ctr}(x_i) \\ & \text{subject to} && \sum_{i \in I_g} \kappa_{pi}(x_i) \leq K_{pg} \quad \forall p \in P_g, \forall g \in G, \\ & && lb_i \leq x_i \leq ub_i \quad \forall i \in I, \\ & && x_i \geq 0 \quad \forall i \in I \end{aligned} \quad (2)$$

問題 (2) の目的関数は、クリックの最大化を表す。第一制約条件は、CPC や予算消化率などの KPI 制

約を表す。第二制約条件はキャンペーン予算の上下制限約を表す。最後の制約条件はキャンペーンごとの日予算が0以上であることを規定する。なお、本研究では、目的関数、制約条件共に実務要件を満たすことを目的として、日予算に対して各予測モデルが単調増加/減少となるような関数で構成し、問題 (2) は非線形だが凸計画問題となるように構成している。また、 I_g は排反な集合であり、一つのキャンペーンが複数のキャンペーン集合に属することはない。

ここで、第一制約条件のKPI制約は、キャンペーン集合 g ごとに、 $|P_g|$ 個分だけ制約条件が設定されている。しかし、これらのKPI制約条件が複数設定されていた場合、実際の運用で全て遵守することが難しい場合がある。そこで、本研究では問題の制約違反を回避するために、KPI制約は優先順位が高い制約から逐次追加し、制約違反になった段階で、制約追加を打ち切ることで、制約違反を回避することとした。逐次制約条件追加アプローチをアルゴリズム 1 に示す。

アルゴリズム 1 複数 KPI 制約の逐次追加

```

1: 問題 (2) から第一制約条件を除いた最適化問題  $L$  を構築
2: for  $g \in G$  do
3:   while  $P_g \neq \emptyset$  do
4:      $p \leftarrow$  最優先の制約を  $P_g$  から抽出
5:     KPI 制約条件  $\sum_{i \in I_g} \kappa_{pi}(x_i) \leq K_{pg}$ 
6:     を  $L$  に追加.
7:      $P_g$  から  $p$  を除外.
8:     if is infeasible( $L$ ) then
9:       直前に追加した制約条件を緩和
10:      して、違反量を目的関数に
11:      ペナルティとして追加
12:     break
13:   end if
14: end while
15: end for

```

3.3. 逐次二次計画法

アルゴリズム 1 の実行には、KPI 制約条件を含む非線形最適化問題を解かなければならない。そこで我々は、逐次二次計画法 [2] の適用を試みた。逐次二次計画法は、主問題 (2) を二次関数で近似し

表 1: 最適化の精度比較

	目的関数	計算時間 [s]
グリッドサーチ	91.65	162140
逐次二次計画法	91.69	1.19

た子問題を繰り返し解くことで最適解を探索する手法である。我々は、問題 (2) の目的関数、制約条件を、暫定解の近傍でテラー展開して二次計画問題へと変換し、二次計画ソルバー CVXOPT [1] を利用して解の探索方向を求め、得られた探索方向を用いて暫定解の更新を繰り返すことで、日予算の最適解を求めた。

4. 数値実験

日予算最適化の効果や動作を検証するために、実績データを用いて仮想的なシミュレーション環境を構築し、シミュレーション環境上で、日予算最適化の数値実験を実行した。表 1 は、ある四つのキャンペーンに対して、シミュレーション環境を構築して、シミュレーション環境上でグリッドサーチと、逐次二次計画法でそれぞれ解を探索して精度を比較した結果である。グリッドサーチでは、キャンペーンの日予算を 0.01 刻みで変化させ解空間を全探索した。表 1 に示した通り、グリッドサーチよりも逐次二次計画法の目的関数の方が高く、解が収束していることが確認できた。

5. おわりに

本研究では、複数の KPI 制約を考慮した日予算最適化問題に対する制約追加アルゴリズム及びその最適化手法を提案した。また、結果の有効性を検証するために実績データを利用した数値実験を行った。詳細な数値実験結果は当日報告する。

参考文献

- [1] CVXOPT. <https://cvxopt.org/>.
- [2] J. Nocedal and S. J. Wright. *Numerical Optimization*. Springer, New York, NY, USA, second edition, 2006.
- [3] W. Zhang, Y. Zhang, B. Gao, Y. Yu, X. Yuan, and T. Y. Liu. Joint optimization of bid and budget allocation in sponsored search. In *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 1177–1185, 2012.