

## 再利用可能な施策効果検証結果の蓄積・活用システムの検討 Accumulation and utilization system of the effectiveness of re-usable measure results

高橋 正和<sup>†</sup>  
Masakazu Takahashi

恵木 正史<sup>‡</sup>  
Masashi Egi

### 1. はじめに

業務改善のため KPI に作用する施策を打つことがある。そして、施策が本当に作用する効果があるかを検証・評価した結果を蓄積し、施策立案に活用することで効果の高い施策を継続的に実施することが求められる。機械学習による施策立案は既存施策には有効であるが、立案処理がブラックボックスであり、施策立案者が新施策を立案する際に活用が難しいという問題がある。そこで本研究では、施策立案者が再利用できる形式の評価結果提供による新施策立案の支援を目的に、施策効果の検証結果から得た評価結果を蓄積・活用する方法を提案する。また、マーケティングの現場データによる評価結果について報告する。

### 2. 機械学習による施策立案の課題

本稿では、施策を検証・評価した結果得られた KPI を上げる効果の高い施策やそのパターンを経験則と呼ぶ。機械学習による施策立案[1]では、この経験則がモデルに蓄積されてしまい、施策立案者が新施策を立案する際に経験則を活用することが難しいという問題がある。そこで本研究では、施策立案者が理解できる形式で経験則を提供して新しい施策の立案を支援することを目的に、施策効果の検証結果から得た経験則を蓄積・活用するシステムを提案する。本システムの実現にあたっては、以下3つの課題がある。

#### 課題1. 経験則を人が理解できる形式で蓄積

施策によって得られた経験がモデルに蓄積される場合、既存の施策における対象選択では人手によらず効果的な施策を実施できるという利点がある。しかし、新施策立案時や環境変化時に活用が難しいため、経験則を人が理解できる形式で蓄積し、その活用範囲を拡大する。

#### 課題2. 経験則の時間変化の蓄積

施策やその対象選択による効果は、トレンドの変化や季節変動によって時間的に変化する。経験則はその時間変化についても蓄積する。

#### 課題3. 施策立案者が経験則を再利用するための可視化

経験則を施策立案者が活用するため、理解できるデータ形式で蓄積されている経験則を可視化する。

### 3. 施策効果検証結果の蓄積・活用システム

#### 3.1 システムの処理フロー評価の概要

施策効果検証結果の蓄積・活用システムの処理フローを図 1 に示す。本システムは、以下に示す 4 つ処理を繰り返し実行することで、経験則を蓄積する。

- **分析**：顧客から収集したデータを分析し、KPI が高くなる対象の集合を抽出

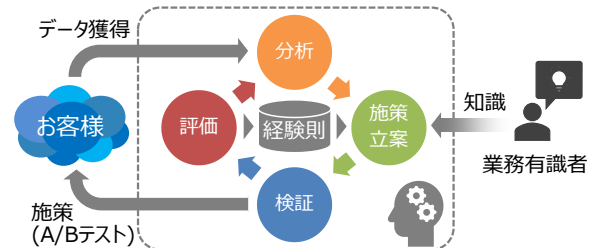


図 1 施策効果検証結果の蓄積・活用システムの処理フロー

- **施策立案**：分析結果や経験則、業務有識者の知識に基づいて施策を立案
- **検証**：立案した施策について、A/B テスト[2]によってその効果を検証するための実行計画を作成
- **評価**：A/B テストの結果を評価して経験則を蓄積

#### 3.2 経験則の評価スコア

評価スコアとして、施策効果に関するスコアと信頼度に関するスコアの 2 種類を定義する。

施策効果のスコアとして KPI 増分を定義する。このスコアは、各 A/B テストで得られた A 群と B 群の KPI の差を平均した値で、施策による KPI 向上効果を示す。

信頼度のスコアとして、信頼区間と累積検証数を定義する。前者は、ブートストラップ法[3]で算出した KPI 増分の 95% 信頼区間の最小値、最大値、及び幅をスコアとする。後者は、A/B テストにおいて A 群となった対象数の累積値をスコアとする。

### 4. 現場データによる評価

#### 4.1 データの概要

現場データを用いて、本システムを評価する。この現場では、スタッフが飛び込み営業をしており、どのスタッフが、どの顧客に、いつ営業するかという施策を立案している。評価に用いたデータの期間は約 1 年間で、約 100 万回分の営業履歴が含まれ、43 個の特徴量をもつ。KPI は成約率とする。

#### 4.2 評価方法

図 1 に示した施策効果検証結果の蓄積・活用システムの処理フローを過去データによって再現する評価を実施した。具体的には、データを月別に分割し、ある月のデータで分析と施策立案を実行して翌月のデータで検証と評価を実行して経験則の蓄積・更新を繰り返し実施した。

- **分析**：当月のデータから KPI が高い顧客、スタッフ、営業条件を抽出する。本評価では簡易的な集計処理によって示唆を抽出した。具体的には、量的変数をカテゴリ変数に変換し、2 変数の組合せでデータを抽出してその成約率を算出して成約率の上位 10 件を抽出した。

<sup>†</sup> 日立製作所 金融第一システム事業部

Hitachi, Ltd. Financial Information Systems 1st Division

<sup>‡</sup> 日立製作所 研究開発グループ

Hitachi, Ltd. Research & Development Group

表 1 KPI 増分上位 5 件の経験則 (2021 年 3 月時点)

ID	特徴量名 1	特徴量条件 1	特徴量名 2	特徴量条件 2	KPI 増分	信頼区間の幅	累積検証数
10	スタッフ変数 4	-2			0.27	0.12	226
2	スタッフ変数 4	-2	顧客変数 14	0	0.23	0.09	379
1	スタッフ変数 4	-2	顧客変数 22	0	0.23	0.09	360
7	スタッフ変数 4	-2	顧客変数 11	0	0.21	0.08	343
4	スタッフ変数 4	-2	顧客変数 16	0	0.20	0.09	385

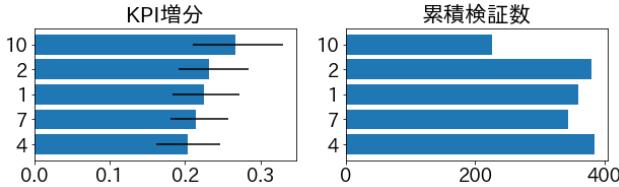


図 2 KPI 増分上位 5 件の経験則の可視化結果

- **施策立案**：経験則に蓄積されている施策と当月の分析結果から新たに立案した施策を組み合わせ、当月実行する施策リストを作成する。
- **検証**：検証する各施策 (A 群) について、B 群に相当する施策を指定する。本来は営業する A 群と営業しない B 群という A/B テストの実施が望ましいが、本案件の KPI である成約率は営業しないと測定できないため、この B 群は実現できない。そのため、A 群の対象集合にあてはまらない対象集合、即ち A 群の補集合を B 群に指定する。その後、翌月のデータから A 群、B 群の条件にあてはまるコールデータを抽出して、実行計画を作成する。
- **評価**：A/B テストの結果を算出し、複数回の A/B テストの結果を集約して経験則を作成・更新する。

#### 4.3 評価結果

実際に蓄積された経験則は業務ノウハウを含むため、本節ではダミーデータを用いた経験則の蓄積結果を示す。経験則の蓄積・更新を 5 回繰り返した結果得た経験則の KPI 増分の上位 5 件を表 1、その可視化結果を図 2 に示す。

ID が 10 の経験則は、信頼区間の幅が 0.1 以上と大きく、累積検証数も 300 回未満であるため信頼度はそれほど高くないことが確認できる。一方、ID が 2, 1, 7, 4 の経験則は、信頼区間の幅が 0.1 未満と小さく、累積検証数も 300 回以上であるため信頼度が高い経験則であることが確認できる。このように経験則を可視化することで、施策立案者が経験則の有用性やさらなる検証の必要性を判断するための情報を提供できる。

また、ID が 2 と 9 の経験則について、スコアの時間変化を可視化した結果をそれぞれ図 3、図 4 に示す。ID が 2 の経験則は常に KPI 増分がプラスであり、累積検証数が増加するほど信頼区間が小さくなっているため、全期間において効果のある施策であることが確認できる。一方、ID が 9 の経験則は、信頼区間は小さくなっているものの KPI 増分は減少傾向で、効果が少なくなっている施策であることが確認できる。このような時系列変化の可視化により、施策立案者が検証の終了可否を判断する情報を提供できる。

#### 4.4 考察

今回蓄積した経験則について案件担当者にヒアリングした結果を以下に示す。

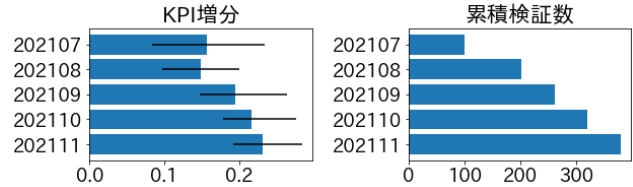


図 3 ID: 2 の経験則の時間変化の可視化結果

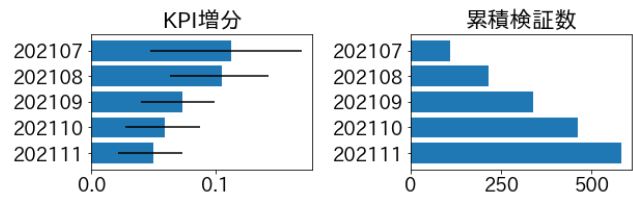


図 4 ID: 9 の経験則の時間変化の可視化結果

経験豊富スタッフの成約率が高いという現場の経験知を抽出できていた。また、機械学習によって成約率が高いとされる条件についても経験則として蓄積することでより明快に理解でき、顧客の納得感が得られやすい。

機械学習のモデルを訓練する際は、長期間のデータを使用したほうが精度を上げやすいといった知見があるため、直近の変化の発見をとらえきれない場合があったが、経験則の時間変化を確認することで、直近のトレンド変化をとらえることができた。

以上の結果より、提案した経験則のスコアによって実案件に関して有用な情報を得られることがわかった。

## 5. おわりに

施策立案者が再利用できる形式の評価結果提供による新施策立案の支援を目的に、施策効果の検証結果から得た評価結果を蓄積・活用する方法を提案した。

現場データによる評価の結果、実案件の評価結果を再利用可能な形式で蓄積できることを確認した。

経験則の再利用性をさらに向上するため、経験則をそのまま実行するのではなく、そこからこれまで実行したことのない施策を探索していくことが望まれている。これを実現するため、今後は、経験則の施策効果を様々な寄与に分解する手法や施策対象を分割・統合などによる新しい施策候補の立案機能を検討する。

#### 参考文献

- [1] Aurélien Garivier and Eric Moulines, On upper-confidence bound policies for switching bandit problems *In International Conference on Algorithmic Learning Theory*, pp. 174–188. Springer, 2011.
- [2] Ron Kohavi, Diane Tang, Ya Xu, 大杉直也訳, A/B テスト実践ガイド 真のデータドリブンへ至る信用できる実験とは, ドワンゴ, 2021.
- [3] Bradley Efron and Robert J Tibshirani, An introduction to the bootstrap CRC press, 1994.