

受講者の少ない研修に対する教育効果推定方式の シミュレーション評価

Simulation Evaluations of an Estimation Method of Educational Effects for Small Groups.

藤野 友也[†]
Tomoya Fujino

平井 規郎[†]
Norio Hirai

1. はじめに

企業内で社員向け技術研修などを効率的に計画するためには、それぞれの研修が技術向上に寄与する教育効果を定量的に把握する必要がある。しかし企業内研修は低頻度で受講者が少ないことが多く、単純集計ではその教育効果を定量的に正しく評価することが難しい。

研修を効率的に計画する目的で、教育効果を評価する場合には、研修受講後の経過期間ごとに技術向上率を評価するだけでなく、細かい評価条件の下での評価が必要となる。例えば、研修をいつ受講させることが適切であるかを判断するためには、社員ごとに、何らかの基準時期（入社、技術向上など）からの経過期間を考慮する必要がある。評価条件の絞り込みによって、受講者が少ない研修では、利用できる実績が 10 件以下など少量となる場合が頻繁に発生する。そのような少量の情報からでも、適切に教育効果を推定し、計画立案に繋げることが重要である。

本稿では、少量データからの統計量の分布推定方式として知られているブートストラップ法を応用し、確率的に教育効果を推定する方式を提案する。また、研修毎に教育効果を仮定して、研修受講後の技術向上実績を模擬したシミュレーション結果から、個別の研修の教育効果を推定する模擬評価を行った結果を報告する。

2. 研修と技術評価のモデル

本稿で扱う研修と技術評価のモデルでは、受講者の技術評価が、期間単位（例えば年度）ごとに評価・更新されるものとする。図 1 に、受講者 3 人について、期間毎の技術評価（Lv.1, Lv.2, Lv.3）と、研修を受講した時期を図示した例を示す。図 1 の例では、各受講者の技術評価が Lv.1 から Lv.2 に向上した時期を基準時期としたとき、基準時期以降に研修を受講する時期、および研修受講後に技術向上する（技術評価が Lv.3 になる）時期の情報得られる。

以降では、ある期間の 1 つ前の期間まで技術向上をしていない受講者の人数に対し、その期間に技術向上をした受講者の人数の比率を、その期間の技術向上率と呼ぶ。各研修が、研修受講後の経過期間に応じて技術向上率に与える影響（増加量）を、その研修の教育効果と呼ぶ。研修受講後の経過期間ごとの教育効果の推移を、教育効果推移と呼ぶ。

3. 従来手法

少量データからの統計量の分布推定方式として、ブートストラップ法[1]が知られている。ブートストラップ法は、統計的推測論において、理論や数式に基づく解析的評価が

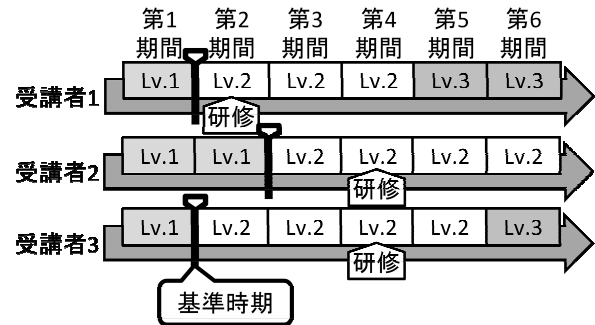


図 1 研修と技術評価の例

難しい問題を、反復計算で代替して評価する手法として、広く使用されてきた。

ブートストラップ法の概要を示す。少数 (n 個) の標本 $\{X_i\}$ から、母集団の平均値などの統計量を推定したいとする。このとき、標本 $\{X_i\}$ から重複を許して n 個ランダムに選択した系列 (BS 標本と呼ぶ) を B 個作成する。各々の組に対して目的の統計量を仮に算出することで、 B 個の統計量の仮値を求める。この仮値の分布 (BS 分布と呼ぶ) を元に、目的の統計量の推定を行う。確率分布の推定などに用いる際には、 B は 2000 程度必要と言われているため[2]、本稿でブートストラップ法を使用する際には常に $B = 2000$ とする。適用対象となる少量データとして、例えば $n=20$ 程度の事例が紹介されることがある。

4. 提案方式

以下の手順にて、教育効果の推定を行う方式を提案する。

- (1) 研修ごとに、観測上の教育効果推移を算出する。
(この段階では、 $1/2=50\%$ のような極端な技術向上率から求めた教育効果も含まれる)
- (2) ある研修 A に対する類似研修を列挙する。
研修 X の教育効果が、研修 A の教育効果と、全ての経過期間にわたって類似している場合およびその時のみ、研修 X が研修 A の類似研修であるとする。
- (3) 研修 A の類似研修の全事例を統合して、再度算出した教育効果推移を、最終的な教育効果推移とする。
(教育効果として単一値を出力する方式と、BS 分布を出力する方式が考えられる)

図 2 にて点線で示した 2 つの研修の教育効果推移では、経過期間が 2,3 の時点で教育効果が研修 A の教育効果と類似でないため、類似研修でない。実線で示した研修は、類似でない教育効果を含まないため、類似研修である。

図 2 では、複数の研修に対し類似とみなす範囲を図示しているが、実際には比較対象の研修のデータ件数も考慮する必要がある。個々の教育効果同士の類似を判定する統計検定として、 z 分布による 2 つの比率の差の検定を用いる。

[†]三菱電機株式会社 情報技術総合研究所,
Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric
Corporation

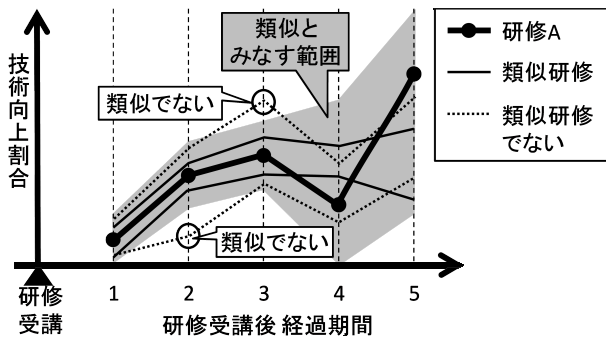


図 2 教育効果推移の類似評価イメージ

5. 評価

5.1 シミュレーション条件

シミュレーションにあたり、各研修の教育効果について前提を設ける。ここでは教育効果推移が、線形に教育効果が増加する成長期、教育効果が維持される成熟期、教育効果が線形で減衰する衰退期の 3 段階で近似できるものとする。各研修の教育効果推移を、成長期期間 T_G 、成熟期期間 T_M 、衰退期期間 T_D および成熟期の技術向上率改善量 V_M の 4 つの指標にて設定する。教育効果は研修受講後の 5 期間で有効であるとし、経過期間 t の時点の教育効果を r_t と示す。(図 3 参照) 教育効果の設定値の候補を、表 1 に示す。

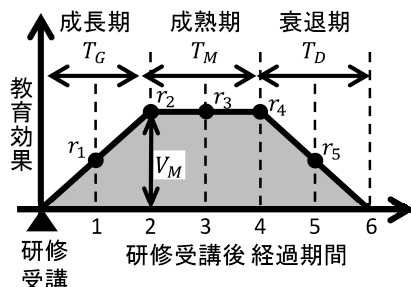


図 3 研修毎の教育効果の推移パターン

表 1 教育効果パラメータ

パラメータ	記号	設定値(組合せて選択)	種類
成長期期間	T_G	1, 2, 3, 4, 5	制約 $T_G + T_G$ $+ T_D \leq 6$
成熟期期間	T_M	0, 1, 2, 3, 4, 5	
衰退期期間	T_D	1, 2, 3, 4, 5	
技術向上率改善量	V_M	0.01, 0.025, 0.05, 0.1, 0.15, 0.2	6

その他のシミュレーションパラメータを表 2 に示す。

表 2 シミュレーションパラメータ

パラメータ	設定値	パラメータ	設定値
模擬期間	10	研修種類数	100
受講者数	1000	研修ごとの受講人数 (N_L)	1,3,5,7,10,15, 20,30,40,50

受講者は、未受講の研修の中から同一確率で研修を選択し受講する。教育効果の類似を判定する統計検定における、5 期間全体の信頼率は 95% とする。

5.2 評価方針

シミュレーションにて設定した研修ごとの教育効果に対して、以下 4 種類の推定方式の精度を評価する。

- (A) 観測値から単純集計した値を使用する単純手法
- (B) ブートストラップ法の BS 分布を使用する従来手法
- (C) 類似研修全体の技術向上率を使用する提案手法
- (D) 類似研修全体の BS 分布を使用する提案手法

研修ごとの推定精度を、設定された教育効果推移と、観測値から各手法で推定した教育効果推移との差に対する二乗平均平方根 (RMS 値) にて評価する。推定方式 (B),(D) では分布の形で評価を行うため、研修ごとの RMS 値を以下の式の形で算出する。ここで $h_{t,i}$ は、研修受講後の経過期間 t ($1 \leq t \leq T = 5$) において BS 標本による教育効果の仮値が $v_{t,i}$ であった件数を示す。なお $\sum_i h_{t,i} = B$ である。

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t \frac{1}{B} \sum_i h_{t,i} (v_{t,i} - r_t)^2}$$

研修ごとの RMS 値を研修全体で平均した値を平均誤差と呼び、1 回のシミュレーションに対する精度指標とする。

5.3 評価結果

研修ごとの受講人数 N_L の設定値別に、手法 (A)~(D) について 500 回ずつシミュレーションをして得られた平均誤差の最大値を図 4 に示す。今回評価対象とした $N_L \leq 50$ の条件では、従来手法 (B) は単純手法 (A) よりも平均誤差が大きいことを確認した。一方、提案手法 (C), (D) は、 $N_L \leq 20$ の領域で、平均誤差を単純手法 (A) の 40%~95% に抑え、精度を改善できることを確認した。 N_L が小さい条件では (C) と (D) の誤差改善効果が同等であるが、手法 (D) の方は N_L が大きい条件においても誤差改善効果がある。

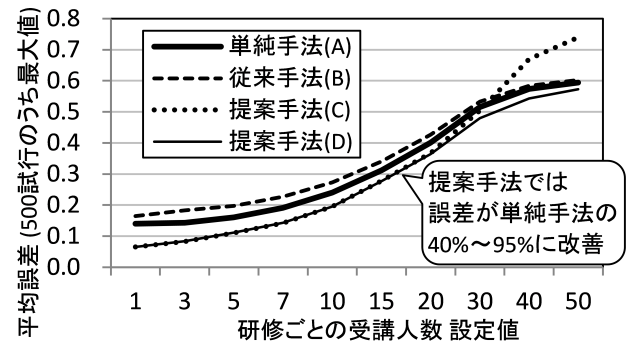


図 4 手法ごとの平均誤差比較

6. おわりに

本稿では、研修の教育効果を推定する際に、ブートストラップ法にて有効に対応できない少量データに対しても、類似研修を用いて補正する方式を提案した。本提案方式にて、最良の場合に誤差を単純手法の 40% に改善して推定できることを、シミュレーション評価にて確認した。

以後は、基準時期から受講時期までの期間の違いの影響を仮定した推定など、教育効果推定方式の改良を進める。

参考文献

[1] B. Efron, "Bootstrap methods: Another look at the jackknife", The Annals of Statistics, Vol. 7, No. 1, pp. 1-26 (1979).
 [2] 小西貞則, 越智義道, 大森裕浩, "計算統計学の方法 —ブートストラップ・EMアルゴリズム・MCMC—", 朝倉書店 (2008).