Eliciting Informative Feedback: The Peer-Prediction Method

(Miller, Resnick, & Zachhauser, 2005)

Shigeru ONO / Insight Factory

集合知研究会: 2022/04/01 (誤字訂正版)

TOC

(紹介する論文について)

次の論文を紹介します:
Miller, N., Resnick, P., Zeckhauser, R. (2005) Eliciting Informative Feedback: The Peer-Prediction Method. *Management Science*, 51(9), 1359-1373.



- ピア予測法を提案した論文
- Google Scholar では被引用件数 618 件

1. イントロダクション

< 課題 >

意思決定にあたって、他の人々の経験に頼ることはよくある。他人から情報を引き出す際、以下の点が課題になる。

- 情報の過少提供。態度形成と報告には時間と労力がかかるが自分にはベネフィットがないから
- 誠実性。否定的フィードバックをためらう; 他人との利益対立などのせいで歪んだ回答をする

これらの難題を解決する方法のひとつは、個人の報告を客観的なアウトカムと比べて報酬を与えることである。

では、アウトカムの情報が手に入らない場合はどうするか？ピアの報告と一致したときに報酬を与えるという方法もあるが、本当の経験を報告しなくなるかもしれない。

本研究は、アウトカムについての独立で客観的な情報を利用できない場面で、フィードバックを効率的に引き出すメカニズムを提案する。

< 本研究の概要 >

本研究は「ピア予測法」を提案する。

このメカニズムは、アウトカムについての独立で客観的な情報を利用できない場面で、フィードバックを効率的に引き出すことができる。

ピア予測法では、

- ある評定者の報告を使って、他の誰か (参照評定者) の報告の確率分布を更新する。
- 評定者のスコアを、参照評定者の可能な評定値に割り当てられた尤度と、参照評定者の実際の評定との比較に基づいて決める。
- スコアは金銭的報酬に変換しても良いし、評定者を動機づけるなにか (権威とか名誉とか) に変換しても良い。

< 先行研究 >

メカニズムデザイン研究では以前から、エージェントの私秘的情報の間の相関を使って真の言明を引き出すという発想がある。

- ｄ'Aspremont & Gerard-Varet(1979 J.Public Econom.; 1982 J. Math. Econom.), Cremer & McLean (1985 Econometrica; 1988 Econometrica): 均衡予算的な給付金によってエージェントの私秘的情報を引き出す方法
- Johnson et al.(1990 Econometrica): プロパー・スコアリング・ルールによる均衡予算的給付金の構築方法
- Johnson et al.(2003 WorkingPaper): 多次元的・連続的な私秘的情報への拡張
- Kandori & Matsushima (1998 Econometrica): 繰り返しゲームで、ステージのアウトカムについて公的情報がないときに、相関均衡を通じて協調を促進する方法。プロパー・スコアリング・ルールをつかってアウトカムについての真実性のあるコミュニケーションを引き出す

< 本論文の位置づけ >

本論文は、プロパー・スコアリング・ルールをつかって情報を引き出せるという一般的な知見を、製品・論文・提案などについての誠実なレビューを引き出すという特定の問題に対して適用する。

提案メカニズムはインターネットでの実装に適している。

2. 誠実なフィードバックを引き出すメカニズム

< 設定 >

次の場面について考える。これを同時報告ゲームと呼ぶ。

- 多くの評定者がある製品を経験し、その品質 (タイプ) を評価する。品質に変動はないが、各評定者の知覚 (シグナル) には個人ごとの誤差がある。
- それぞれの評定者が「センター」にシグナルについて報告する。センターは他に情報を持たない。
- すべての報告が集まったら、センターはすべての報告を全評定者に公開し、さらに、評定者への給付ポイントを決める。
- 評定者にとっての効用は給付ポイントに対して線形である。
- 評定者はリスク中立で、期待効用を最大化するものとする。

< タイプとシグナル >

- タイプの数は有限とし、タイプを $t=1,\ldots,T$ と表す。
- t の事前確率は共通に知られているとし、$p(t)(>0)$ と表す。
- 評定者の集合を I と表す。$|I|\geq 3$ とする。I は可算無限でもよい。
- 評定者 i が受け取るシグナルを S^i と表す。シグナルは私秘的であるとする。可能なシグナルの集合を $S=\{s_1,\ldots,s_M\}$ と表す。
- 製品タイプの下でシグナルは独立に同分布に従うとする。
  $f(s_m|t)=Pr(S^i=s_m|t)$ と表す。すべての s_m と t について $f(s_m|t)>0$ とする。
- $f(s_m|t)$ は共通知識であるとする。
- t が異なればシグナルの条件付き分布も異なるものとする。
- S^i の実現値を s^i と表す。$S^i=s_m$ であることを s^i_m と表す。

< 報告 >

- 評定者 i のシグナルについて行う報告を $a^i (\in S)$ と表す。全評定者の報告のベクトルを a と表す。
- 評定者 i がシグナル s_m を受け取ったときの報告を $a^i_m (\in S)$ と表す。
- 評定者 i の報告戦略を $\bar{a}^i = (a^i_1, \ldots, a^i_m)$ と表す。
- 全評定者の報告戦略のベクトルを $\bar{a}$ と表す。
- 評定者 i 以外の評定者の報告戦略のベクトルを $\bar{a}^{-i}$ と表す。

< 給付 >

- 報告が a であるときの評定者 i への給付を $\tau_i(a)$ と表す。
- 全評定者への給付のベクトルを $\tau(a)$ と表す。

< 最良の報告戦略 >

$\bar{a}^{-i}$ に対する報告戦略 $\bar{a}^{i}$ は、他のすべての評定者のシグナルの分布を通じた給付の期待値を最大化するときに最良となる。

すなわち、それぞれの m について、すべての $\hat{a}^{i} \in S$ について

$$E_{S^{-i}}[\tau_i(\bar{a}^{i}_{m}, \bar{a}^{-i})|s^{i}_{m}] \geq E_{S^{-i}}[\tau_i(\hat{a}^{i}, \bar{a}^{-i})|s^{i}_{m}]$$

が成り立つときに最良となる。

< ナッシュ均衡となる報告戦略 >

全員の報告戦略 $\bar{a}$ がすべての評定者について上式を満たすとき、$\bar{a}$ はナッシュ均衡である (たとえば給付がない場合にはいかなる報告戦略ベクトルもナッシュ均衡になりうる)。

すべての評定者において上式の不等号が strict であるなら、$\bar{a}$ は狭義ナッシュ均衡である [1]。

< 真実報告がナッシュ均衡になるとき >

全ての i, m において $a^i_m = s_m$ であるときすべての評定者について上式が満たされるなら、真実報告はナッシュ均衡である。

上式の不等号が strict だったら真実報告は狭義ナッシュ均衡である。

[1] 原文には一貫して「ナッシュ均衡」とあります。研究会では、むしろ「ベイジアンナッシュ均衡」と表現すべきではないかという議論となりました。調べてみたところ、Zeng, Yu & Chen (2021, arXiv) も本論文を紹介しているくだりでこの均衡を「ベイジアンナッシュ均衡」と表現していました。

2.1 ベース・ケース

本項では、真実報告が狭義ナッシュ均衡となる給付スキームを定義する。

$<$ 確率的関連性 $>$

確率変数 S^i と S^j について、S^i の下での S^j の条件付き分布が S^i の実現値によって異なることを、確率的関連性があると呼ぶ。本論文ではすべての S^i, S^j について確率的関連性があると仮定する。

$<$ かんたんな例 $>$

- タイプは H, L のふたつとし、$p(H) = 0.5$ とする。
- 可能なシグナルは h, l のふたつとし、$f(h|H) = 0.85, f(h|L) = 0.45$ とする。

評定者 i の受け取ったシグナルの下での、評定者 j の受け取るシグナルの条件付き分布を $g(s^j|s^i)$ と表す。

計算すると...

$$g(s^j_h|s^i_l) = f(h|H)\frac{f(l|H)p(H)}{Pr(s^i_l)} + f(h|L)\frac{f(l|L)p(L)}{Pr(s^i_l)} \simeq 0.54$$

同様に, $g(s^j_h|s^i_h) \simeq 0.71$ となる。

< プロパー・スコアリング・ルール >

評定者 i の報告 a^i の下で、S^j の個々の実現値にスコアを与えるルール $R(s^j|a^i)$ について考える。

評定者 i が S^i の真の実現値を報告することによってこのスコアの期待値を一意に最大化できるとき、スコアリング・ルールは狭義プロパーであるという。

よく知られている狭義プロパーなスコアリング・ルールとして以下がある。

- 二次スコアリングルール: $R(s^j_n|a^i) = 2g(s^j_n|a^i) \; - \sum_{h=1}^{M} g(s^j_h|a^i)^2$
- 球面スコアリングルール: $R(s^j_n|a^i) = \frac{g(s^j_n|a^i)}{(\sum_{h=1}^{M} g(s^j_h|a^i)^2)^{1/2}}$
- 対数スコアリングルール: $R(s^j_n|a^i) = \log g(s^j_n|a^i)$

$R(\cdot|\cdot)$ が狭義プロパーなら、それをスケーリングした $\alpha R(\cdot|\cdot) + \beta$ $(\alpha > 0)$ も狭義プロパーである。

以下では、$R(s^j_n|a^i)$ はなんらかの狭義プロパー・スコアリング・ルールであるとする。

< 提案 >

仮に他の評定者のシグナルが公的に利用可能なら、評定者 i のシグナルがそれと確率的関連性を持っている限り、狭義プロパー・スコアリング・ルールに基づいて給付を決めれば真実申告が引き出せる。しかし、他の評定者のシグナルはわからない。

そこで、それぞれの評定者 i に対して参照評定者 $r(i)$ を選ぶ。以下では

$$\tau_i^*(a^i, a^{r(i)}) = R(a^{r(i)}|a^i)$$

と表す。

<u>命題 1.</u> 評定者 i を参照評定者 $r(i)(\neq i)$ へと割り当てる任意のマッピングを r とし、任意のプロパー・スコアリング・ルールを R とする。給付 τ_i^* を持つ同時報告ゲームにおいて、真実申告は狭義ナッシュ均衡である。

[... 証明。メモ省略...]

< かんたんな例 >

評定者 i がシグナル l を観察しているとする。

仮に「あなたの報告が評定者 j の報告と一致したら報酬をあげます」というルールだったら、$g(s^j_l|s^i_l) \simeq 0.46$ なので、h を観察したと報告した方が良いことになる。

いっぽう、対数スコアリングルール $R(s^j_n|a^i) = \log g(s^j_n|a^i)$ に従って報酬を決める場合であれば、

$$R(s^j_h|a^i = l)g(s^j_h|s^i_l) + R(s^j_l|a^i = l)g(s^j_l|s^i_l) \simeq \log(0.54)0.54 + \log(0.46)0.46 \simeq -0.69$$

$$R(s^j_h|a^i = h)g(s^j_h|s^i_l) + R(s^j_l|a^i = h)g(s^j_l|s^i_l) \simeq \log(0.71)0.54 + \log(0.29)0.46 \simeq -0.75$$

なので、l を観察したと報告した方がよいことになる [2]。

[2] 原文では、たとえば $R(s^j_h|a^i = l)$ のところは $\log g(s^j_h|l)g(s^j_h|l)$ という風に表記されています。縦棒の右側はきっと $a^i = l$ という意味だと考え、勝手に書き換えました。

< 提案のポイント >

この提案のポイントは、「評定者の報告によって更新された、参照評定者のシグナルについての信念」に基づいてスコアを決める、という点である。この更新においては、事前分布と報告されたシグナルの両方が考慮されている。

評定者は複雑なベイズ更新を行う必要が無い。単にシグナルを報告するだけである。評定者は、(1) センターは正しく更新していると信じ (2) 参照評定者が誠実に報告すると信じている限りにおいて、誠実な報告が最良だと信じることができる。

命題 1 は真実性を持つ均衡が存在することを示しているだけであり、真実性のない均衡も存在しうる (例, 全員が常にある決まったシグナルを報告する)。しかし、

- 評定者間のコミュニケーションが限られている場合や、何人かの評定者が誠実でありたいという強い選好を持っていると知られている場合には、真実性のある均衡がフォーカル・ポイントになるだろう。
- 評定者たちが完全に情報のない均衡に陥ってしまったらセンターが全員を罰するという手もある。

2.2 真実申告の努力と賄賂の防止

< 真実申告を引き出すためのスケーリング >

評定者が評定しようとする意向は、評定にあたっての直接費用と、(他人の評価にただ乗りするのではなく) みずから初期の評価者となることの機会費用とによって決まるだろう。

命題 2. シグナルを獲得し報告する費用を $c > 0$ とする。もし他の評定者がシグナルを獲得しそれを誠実に報告しているならば、評定者 i が $\tau_i^*(a^i, a^{r(i)}) = \alpha R(a^{r(i)}, a^i)$ に従って支払を受けるときシグナルを獲得し誠実に報告することが最良の反応になるような、スカラー $\alpha > 0$ が存在する。

証明は Appendix A. をみよ。

< 真実申告への努力を引き出すためのスケーリング >

評定者の経験を確率標本と捉えよう。情報が「より良い」とは、その評定者の標本サイズが大きいことに対応する。センターは、評定者が持っている標本サイズ x を x^* にするように仕向けることができるだろうか？[3]

この問いはプロパー・スコアリング・ルールのスケーリングを用いて次のように定式化できる。標本サイズ x のもとでの最適化された期待スコアを $V^*(x)$ としたとき、

$$x^* \in \arg\max_x \alpha^* V^*(x) - c(x)$$

となる α^* は存在するか？

$V^*(x)$ が concave で $c(x)$ がある正則性条件を満たすならば、上を満たす α^* が存在することを示せる。Appendix B. をみよ。

[3] 研究会では、もしも x によってシグナルの質が変わるのならば、もはや $f(s_m|t)$ は評定者を通じて共通ではないのではないか、というご指摘を頂きました。著者らがどう考えているのか、残念ながら良く理解できていません。

< 賄賂を抑制するためのスケーリング >

スケーリングで外的選好を圧倒することもできる。

費用 c は、たとえばポジティブ評定に対する賄賂によって生じる、ネガティブなシグナルを得て報告することの機会費用として解釈することができる。

2.3 自主的参加と予算バランス

< 自主的に参加してもらうためのスケーリング >

真実報告によって期待される給付が小さすぎて参加してもらえないときは、給付に定数 k_i を加えればよい。

k_i は、事前の参加制約 (給付の期待値が非負となる)、途中での参加制約 (どんなシグナルであっても給付の条件付き期待値が非負となる)、ないし事後の制約 (どの評定者が参照評定者であっても給付の期待値が非負となる) を満たすような値にすればよい。

< センターの予算を均衡させるための工夫 >

スコアが金銭的支払に変換される場合、センターの予算を均衡させることが望ましい。そうでない場合でも、スコアがインフレを起こすとユーザにとってわかりにくくなる。

評定者 i について、i と $r(i)$ 以外の評定者 $b(i)$ を選び、評定者 i の給付を本人の基礎給付と $b(i)$ の基礎給付との差とすると、予算を均衡させることができる。[... 中略...]

3. 拡張

ふたつの拡張について検討する。

- 同時に報告させるのではなく系列的に報告させる場合
- タイプとシグナルが連続的である場合

3.1 系列的相互作用

評定者 $i = 1, 2, \ldots$ の無限長の系列を考える [4]。参照評定者は $r(i) = i + 1$ とする。タイプの事前分布を $p(t)$ とする。

評定者 1 について:

- 評定者 1 が受け取ったシグナルを s^1 とする。
- シグナルを得たあとの評定者 1 からみた、タイプの事後分布を $p_1(t|s^1)$ とする。シグナル s^1 と事前分布 $p(t)$ からベイズ・ルールで求まる。
- 参照評定者 (評定者 2) が受け取るシグナルについての、評定者 1 からみた事後分布は $g(s^2|s^1) = \sum_{t=1}^{T} f(s^2|t)p_1(t|s^1)$ となる。
- 命題 1 に用い、評定者 1 の真実申告を引き出せる。
- 評定者 1 の報告は公開され、タイプの分布が更新される [5]。

評定者が有限である場合は、たとえば、最後の 3 人 (A,B,C) だけは同時に報告させ、それぞれの参照評定者を B,C,A にすればよい。

[4] 著者らが考えているのは、評定者が自分の系列位置を決められないような設定だと思います。

[5] 評定者 2 の事後分布 $p_2(t|s^2)$ はシグナル s^2 と事前分布 $p_1(t|a^1) = p_1(t|s^1)$ から求める、ということと思います

3.2 連続的シグナル

提案した方法は連続的シグナルにも自然に拡張できる。$g(s^j|s^i)$ は事後密度となる。

本節では、以下の側面について検討する。

- 事前分布と標本情報が正規分布に従っているときの、3 つのスコアリング・ルールの比較
- シグナルが連続的だが報告は離散的である場合

3.2.1 正規ノイズの場合のスコアリング・ルールの比較

品質を q とする。評定者からみた q の事前分布を、平均 μ, 分散 $1/\theta_q$ の正規分布とする。

評定者 i はシグナル S^i を受け取る。評定者からみて S^i は平均 q, 分散 $1/\theta_i$ の正規分布に従っているとする。

評定者 i からみた q の事後分布は、平均 $\hat{\mu} = \frac{\mu\theta_q + s^i\theta_i}{\theta_q + \theta_i}$, 分散 $1/\hat{\theta} = 1/(\theta_q + \theta_i)$ の正規分布となる。

評定者 i からみた S^j の事後分布は、平均 $\hat{\mu}$, 分散 $\frac{\hat{\theta} + \theta_j}{\hat{\theta}\theta_j}$ の正規分布となる。これに基づいたスコアを与えれば、誠実な報告を引き出せる。

i が精度 $\theta_i(\geq 0)$ を達成するためのコストを $c(\theta_i)$ とする。
$c'(\theta_i) > 0, c'(0) = 0, c'(\infty) = \infty, c''(\theta_i) \geq 0$ とする。

特定の θ_i が達成されるように、スケーリング・ファクター α を最適化することができる [... 中略...]。

α を最適化したとき、3 つのスコアリング・ルールの給付の分散、最小値、最大値、範囲は Table 1. となる。

- 二次ルールと球面ルールは分散・範囲が同じ。
- 対数ルールの分散は小さい。
- 対数ルールの最大値は無限大となってしまう。

Table 1

Rule	Variance of transfers	Min	Max	Range
Log	$2A^2c'(\theta_i)^2$	$-\infty$	$A\log\left(\frac{\theta}{2\pi}\right)c'(\theta_i)$	∞
Quadratic	$\frac{16(2\sqrt{3}-3)}{3}A^2c'(\theta_i)^2$	$-2Ac'(\theta_i)$	$2(2\sqrt{2}-1)Ac'(\theta_i)$	$4\sqrt{2}Ac'(\theta_i)$
Spherical	$\frac{16(2\sqrt{3}-3)}{3}A^2c'(\theta_i)^2$	0	$4\sqrt{2}Ac'(\theta_i)$	$4\sqrt{2}Ac'(\theta_i)$

where $A = \frac{(\theta_i+\theta_q)(\theta_i+\theta_j+\theta_q)}{\theta_j}$.

3.2.2 報告が離散的である場合

< 問題 >

たとえば 5 件法で報告するような場合、自分の真の情報に「一番近い」値を報告してもらうことになる。このとき、以下の難題が生じる。

- シグナルの「近さ」はタイプの事後分布の近さに対応するのか
- タイプ空間における信念の近さは参照評定者の報告の分布についての信念の近さに対応するのか

シグナル空間を有限の「ビン」に分割した場合について考えよう。

評定者 i にとって、自分のシグナルがどのビンに落ちたかを報告することが、他の評定者もそうしているという信念の下で最良の報告になるようなスコアリング・ルールを構築したい。

3.2.2 報告が離散的である場合

< スコアリング・ルールの効率性 >

評定者が持っている真の分布と評定者が報告した分布との間の距離が減るほど報告後のスコアの期待値が増えるとき、そのスコアリング・ルールは効率的であるという [6]。

- L2 メトリックで距離を測る場合、二次ルールは効率的である。
- renormalized した L2 メトリック[7]で距離を測れば、球面ルールは効率的である。
- 対数ルールは効率的でない。

[6]原文: A scoring rule is effective with respect to a metric if the expected score from announcing a distribution increases as the announced distribution's distance from the rater's true distribution decrease. 研究会では、本論文の提案メカニズムでは評定者が報告するのは分布ではないのでは、というご指摘を頂きました。ここでは提案メカニズムを離れて一般的な説明をしているのだと思います。

[7]すみません、理解できていません

< タイプが 2 つの場合 >

タイプが Good, Bad の 2 つで、区間 $(0,1)$ からシグナルがドローされるとしよう。シグナルの密度を $f(s|G), f(s|B)$ とする。タイプが Good である共通の事前確率を $p(\in (0,1))$ とする。密度は単調尤度比特性 (MLRP; $f(s|G)/f(s|B)$ が s について狭義単調であること) を満たすとする。

評定者 i からみた事後確率は $p(G|s^i) = \frac{pf(s^i|G)}{pf(s^i|G)+(1-p)f(s^i|B)}$ となる。

こうした場合に、以下が成り立つ。

命題 3. タイプが 2 つであり、シグナルの密度が MLRP を満たすとする。任意の整数 L について、シグナルを L 個の区間に分割するとき、エージェントが自分のシグナルが落ちた区間を報告することだけがナッシュ均衡となるような、分割と給付が存在する。

証明は Appendix A に示したが、簡単に言うと..[メモ省略]

< まとめ >

... というわけで、タイプがたった 2 つであったとしても、評定者が誠実な報告をすることを示すのはちょっと大変である。

もっと複雑な場合にも誠実な報告が引き出せることを示せるかどうかは今後の課題である。

4. 実務応用における諸問題

本章では、実務的なシステムの設計者が直面するであろう難題について述べる。

いずれの問題も、給付スキーマの調整、過去データに基づくパラメータ計算、評定を求める次元の注意深い選択によって克服できる。

4.1 リスク回避

評定者がリスク回避的であるときの対処法:

- もしセンターが評定者の効用関数 $U()$ を知っているならば、プロパー・スコアリング・ルールを R として、給付を $\tau = U^{-1}(R)$ とすれば真実報告を引き出せる。
- センターが $U()$ を知らない場合、評定者に金を払うのではなく、二値アウトカムの「くじ」を渡し、くじの勝率をスコアで決めるようにすればよい。期待効用を最大化するエージェントはくじの勝率を最大化するので、評定者の効用関数が未知の非線形関数であったとしても、評定者の行動はあたかもリスク中立であるかのようになる。
- 支払の変動を小さくするという手もある。リスク回避的な評定者であってもリスク中立に近づくからである。たとえば、参照評定者を複数人選んで平均するようにすれば、参照評定者の個人レベル誤差による支払変動は小さくなる。

4.2 スコアリング・ルールの選択

3 つのスコアリング・ルールのうちどれを選ぶのが良いか？

対数ルールは、球面ルール・二次ルールに比べて...

- シンプル。出来事の尤度のみに依存する。
- 情報が正規分布であれば、特定のレベルの努力を引き出すための給付の分散が小さい (つまり、評定者に与えたスコアで評定者を評価する際、試行数が少なくて済む)。
- 確率が小さいときや評定者の責任が小さいときは不向き (x がゼロに近づくと $\log(x)$ は $-\infty$ に近づくから)。
- 効率性がない。

4.3 タイプ、事前分布、シグナル分布の推定

過去データに基づいて事前分布を決めることもできる。たとえば過去の評定に基づいて決めるとか。

タイプを $t = 1, \ldots, 9$ とし、シグナルは high と low の 2 つで $f(high|t) = t/10$ であると想定した場合に、信念が更新されている様子を、Table 2. に示す。

Table 2 Initial and Updated Probabilities of Nine Types Defined by Their Probability of Yielding Signal *h*.

After signal	$p(1)$	$p(2)$	$p(3)$	$p(4)$	$p(5)$	$p(6)$	$p(7)$	$p(8)$	$p(9)$	$pr(h)$
	0.05	0.1	0.1	0.1	0.3	0.1	0.1	0.1	0.05	0.5
h	0.01	0.04	0.06	0.08	0.3	0.12	0.14	0.16	0.09	0.59
h, *l*	0.02	0.08	0.1	0.12	0.36	0.12	0.1	0.08	0.02	0.5

4.4 評定者間の嗜好の個人差

たとえば、評定者には A 型と B 型があり、A 型はどんな製品でも品質を低く知覚してしまう ($f_A(low|t) > f_B(low|t)$) というようなことがあるるかもしれない。

また、アクション映画ファンはアクション映画の品質を高く、恋愛映画の品質を低く知覚し、恋愛映画ファンはその逆、というようなことがあるかもしれない。

このように嗜好が体系的に異なる場合には、センターはあらかじめ評定者のタイプをモデル化する必要がある。

4.5 共通でない事前分布とその他の私秘情報

評定者がシグナル以外に私秘的情報を持っているときは問題が生じる。もはや評定者は、シグナルについての報告が、参照評定者のシグナルの分布についての真の事後信念に基づいてスコアリングされると信じることができなくなる。

本論文のメカニズムは、評定者に追加で報告してもらった情報 (製品タイプの分布、評定者タイプの分布、製品タイプと評定者タイプの関係) を容易に組み込むことができる。センター側では２つのスコアを計算できる[8]：

- 報告された私秘的事前分布に基づくスコア
- 事前分布と報告されたシグナルから求めた事後分布に基づくスコア

前者のスコアは誠実な報告によって最大化される。後者のスコアは事後分布とシグナルの誠実な報告によって最大化される。

実務的には、センターが過去の評定を十分に持っていたら、たいていの評定者は、製品タイプの分布、評定者タイプの分布、製品タイプと評定者タイプの下でのシグナルの分布についてのセンターの推論を信じるだろう。その場合は、評定者には自分の信念について報告してもらうだけでよい。

[8] 以下、理解できていません

4.6 その他の潜在的限界

- 評定者が共謀するかもしれない。
  → 対策: (1) 誰が参照評定者かをランダムに決め、スコアを決めてから公表する。(2) 統計的分析によって共謀を検出し、見つかったら外部の専門家による製品評価に切り替える。
- シグナルは多次元的かもしれない (例, レストランの料理の品質, 内装の品質, サービスの品質, ...)。多次元的評価へとメカニズムを拡張するのは容易だが、(1) 重要な次元を見落としてしまうかもしれない。(2) 評定者は参照評定者の報告をセンターよりうまく推測し、それに合わせて報告するかも知れない (例, 研究計画書を専門家パネルが評価しているとき、センター側は評定者を専門領域 A の評定者と B の評定者に分けて捉えているのだが、A の評定者のなかに実は B を囓っている人がいて、B の評定者がどう答えそうかをうまく推測できるかもしれない)。
  → 対策: (1) 次元を網羅的にする。実務的には難しいけれど。(2) センターは情報も計算資源も豊富だが評定者はそうでないので、評定者はうまく嘘をつく方法がわからないだろう。
- システムが信頼されないかもしれない。
  → 対策: 専門家や独立した監査者を用意する。

5. 結論

ピア予測法によって、誠実な報告へのインセンティブをつくりだすことができる。

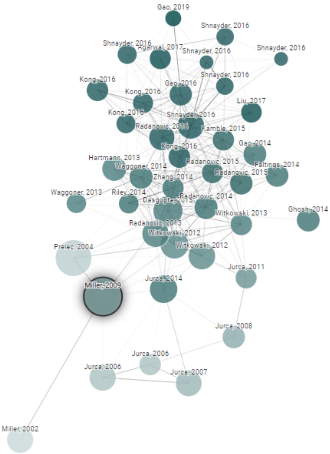
本論文では実装者向けに、デザイン上のさまざまな決定事項のうち誠実報告のインセンティブに関わる決定事項について、概念的なロードマップを提供した。

ポイントは、(評定者の実際の報告ではなくて) 評定者の報告から示唆される事後分布を、参照評定者の報告と比べるという点である。

(感想)

- 要するに、「私たちは私たちが持っている過去のデータとあなたの製品評定値を参考にして別のお客さんの製品評定値を推測します。その推測があたったらあなたに報酬をあげますね」というメカニズムだと思います
- 素朴な疑問: システムの事前情報が豊かなとき、このメカニズムは真実報告を引き出せるのでしょうか？
  たとえば系列的報告ゲームに参加したとして、すでにその製品について 100 人の評定が集められているとき、私が製品についてどう評定しようが、システムによる参照評定者の評定値の予測にはもはやたいして影響しないので、もはや私にとっては誠実に報告するインセンティブが極めて小さいように思うのですが...
  (理解不足で変なことを書いているかもしれません。お許し下さい)

(後続研究)



connectedpapers.com で作成した論文グラフ

伊東 (2018, 紀要) による後続研究紹介:

- Jurca & Faltings (2007 ACM Conf. Elec. Commerce, 2009 J.AI Res.): 複数の均衡に対する対処。比較対象とする他者の数を増やす
- Witkowski & Parkes (2012 ACM Conf. Elec. Commerce) : シグナルを報告する前に他者の事前分布について予測させる
- Dasgupta & Ghosh (2013 WWW): 報告に費やす労力をモデルに反映させる試み。複数の観測対象について報告させる。報酬計算にはすべての報告を用いる
- Radanovic & Falting(2014 AAAI): シグナル報告と同時に他者が観測したシグナルについても予測させる
- Liu & Chen (2016 AAAI): 報告に費やす労力をモデルに反映させる試み。ピア予測法を繰り返し行い、報告の質と努力水準を探り最適な報酬を求める

2016 年以降の研究から (被引用回数が高そうなやつをピックアップしました):

- Shnayder & Frongillo (2016 IJCAI): 複数の均衡に対する対処。population learning のモデルとして replicator dynamics を採用。真実性のある均衡の basin of attraction のサイズを、真実性のあるプレイの頑健性の指標とみなす
- Shnayder, Agarwal, Frongillo, & Parkes (2016 ACM Econ.Comp.): 複数の均衡への対処。Correlated Agreement メカニズムを提案
- Kong, Ligett & Schoenebeck (2016 WINE): 複数の均衡に対する対処。真実性のある均衡をフォーカルポイントにする方法
- Radanovic, Faltings, & Jurca (2016) ACM Int.Sys.Tech.): クラウド・ソーシングにおいてピアとの一致性に基づき報酬を決めるとき、複数の均衡のうち全員が誠実に働く均衡へと至るようにする方法
- Agarwal, Mandal, Parkes, Shah (2017 ACM Econ.Comp.): 評定者の異質性への対処。Correlated Agreement メカニズムを拡張
- Liu & Chen (2017 ACM Econ.Comp.): 評定者の異質性への対処。実際の参照評定者ではなく、機械学習でつくった参照報告を使って報酬を決める
- Kong & Schoenebeck (2019 ACM Econ.Comp.): Mutual Information Paradigm。評定者のシグナルとピアのシグナルの相互情報量で報酬を決める

お粗末様でした！