

# シャプレイ値に基づくクラウドワーカーの能力推定

## Evaluating Crowd Workers Using Shapley Values

櫻井 祐子

Yuko Sakurai

小山 聡

Satoshi Oyama

九州大学大学院システム情報科学研究所

Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

北海道大学大学院情報科学研究所

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

Aggregating answers from crowd workers is widely used in many application and services. Fair evaluation of workers is important to motivate them to give high quality answers, but it is difficult if workers' answers are correlated to each other. We propose to use the idea of the Shapley values from cooperative game theory to evaluate crowd workers in answer aggregation.

### 1. はじめに

不特定多数の人々の意見を集約して、商品やサービスに対する評価を行ったり、物事に対する予測を行うことが様々な分野で広く行われるようになってきている。例えば、旅行支援サイトや電子商取引サイトでは、複数の利用者のレストランやホテル、商品への評価値を集約し、利用者に提供している。さらに、Amazon Mechanical Turk に代表されるクラウドソーシングサービスを用いることで、多くの人々の意見を収集することが一層容易になりつつある。

一方、従来は専門家に委ねられていた商品やサービスに対する評価や将来に対する予測を、群衆の意見から収集する際には、その品質や信頼性が問題となる。従って、作業結果の品質制御はクラウドソーシングを対象にした研究において重要な研究課題となっており、様々なアプローチを用いた研究が行われている。たとえば、商品の評価など、複数のワーカー（非専門家の作業員）らの意見を集約することで最終的な結果が決定される作業品質制御を問題がある。そこでは、ワーカーからは自分の主観に従って幾つかの商品の評価付けを行う。クラウドソーシングで信頼性の高い評価を決定する最も単純な手法の一つとして、複数のワーカーに評価させた後にその結果を平均して最終的な評価値を決定する方法がある。しかしながら、クラウドソーシングではワーカーの能力が必ずしも一定ではないため、ワーカーの能力に応じて評価値に重みを付けて平均をとるといった方法が、より望ましい。

また、ワーカーから信頼性の高い回答を引き出すには、ワーカーの貢献を正當に評価し、報酬や表彰を通してのモチベーションを上げることが必要である。しかし、クラウドソーシングにおいて各ワーカーの貢献を公平に評価するのは必ずしも簡単ではない。たとえば、常に互いに似た回答を与えるワーカーが複数いた場合、彼らが個人として高い作業品質を示していたとしても、全員に高い報酬を与えることは、意見の多様性や独立性の観点から必ずしも望しくない。

特に近年、インターネット環境における架空名義操作の課題が指摘されている。クラウドソーシングにおいても、一人のワーカーが複数のワーカーになりすまして複数の作業をすること

により多くの報酬を得ることが考えられる。この場合、架空名義で常に同じ回答をするワーカーが複数いた場合、彼らの正解率が高かったとしても正解を導くための貢献は低いと考える必要がある。そこで、本研究では、協力ゲームにおける解概念の一つであるシャプレイ値を利用して、クラウドソーシングにおけるワーカーの評価を行うことを提案する。具体的には、機械学習を用いて専門家の評価をワーカーの評価から予測する課題において、シャプレイ値回帰 [Lipovetsky 01] と呼ばれる方法を用いて正解への寄与を相関のあるワーカー間で分配することで、ワーカーの貢献度を公平に推定する方式の提案を行う。

### 2. シャプレイ値

協力ゲーム理論は、利己的に行動するエージェント間で提携を形成することのできる場合を対象にした、エージェントの振る舞いに関する理論である。中心的な議論として提携に含まれるエージェント間の利得配分方法があり、伝統的に経済学分野で研究が進められている。利得の配分方法は解概念と呼ばれ、コア、シャプレイ値などの、安定性、公平性といった望ましい性質を持つ解概念が提案されている。本論文ではシャプレイ値を利用する [Shapley 53]。シャプレイ値はパレート効率性、ナルブレイヤ、対称性、加法性に関する公理を満たす唯一の解概念であることが知られている。

ワーカーの全体集合を  $N = \{1, 2, 3, \dots, n\}$  とする。従来の協力ゲームの研究では、提携の得る利得は特性関数と呼ばれるブラックボックスの関数 (オラクル) により与えられる。

定義 1 特性関数  $v: 2^N \rightarrow \mathbb{R}$  は、任意のワーカーの集合  $S$  に対し、 $S$  に属するワーカーが協力した際に得る効用  $v(S)$  を与える。

次に、シャプレイ値の定義を紹介する。直観的には、シャプレイ値はワーカーが含まれる提携に対して、そのワーカーが提携に加わる全ての可能な順序を考慮した利得の増分 (貢献) の平均値である。

定義 2 (シャプレイ値)  $s$  を任意のワーカーの部分集合  $S \subseteq N$  に含まれるワーカー数とする。このとき、ワーカー  $j$  のシャプレイ値は下記のように算出される。

$$\gamma_j(v) = \sum_{S: S \subseteq N, j \notin S} \frac{s!(n-s-1)!}{n!} [v(S \cup \{j\}) - v(S)] \quad (1)$$

連絡先: 櫻井 祐子, 九州大学大学院システム情報科学研究所, 福岡市西区元岡 744, ysakurai@inf.kyushu-u.ac.jp

### 3. シャプレイ値回帰を用いたワーカーの評価

本節ではシャプレイ値回帰を集約された予測結果への各ワーカーの貢献を評価するために導入する。シャプレイ値回帰はLipovetskyらにより提案され、実世界の様々なデータ解析で用いられて来ているが、著者らの知る限り、クラウドソーシングにおけるワーカーの貢献の評価に用いられた例はない。

ここで、 $M$  個のタスクと  $N$  人のワーカーが存在すると仮定する。また、 $i$  番目のタスクに対し、 $j$  番目のワーカーがスコア  $x_{ij}$  を与えるとする。さらに、 $t_i$  を専門家によって与えられるタスク  $i$  に対する真のスコアとする。ここでの我々の目的は、ワーカーのスコアを集約して、真のスコアを近似することである。ワーカーのスコアを集約するために、我々は以下のような線形モデルを用いる。

$$y_i = \sum_j w_j x_{ij} \quad (2)$$

ワーカー  $j$  の重み  $w_j$  は、例えば以下のような誤差関数を最小化することで求めることができる。

$$E^2 = \sum_i (t_i - y_i)^2 = \sum_i (t_i - \sum_j w_j x_{ij})^2 \quad (3)$$

例えば、 $x_j$  と  $x_k$  でそれぞれワーカー  $j$  と  $k$  が付与したスコアの集合を表すとき、もし  $x_j = x_k$  が成り立てば、ワーカーのスコアに重みを掛けて足した値  $w_j x_j + w_k x_k$  は  $w_j + w_k = c$  ( $c$  は定数) を満たす任意の  $w_j$  と  $w_k$  の組合せに対して同じ値をとり、誤差関数全体も (他のワーカーの重みが変わらないとすると) 同様である。これは、いわゆる多重共線性がある場合、単に誤差関数の最小化のみを目的とする従来の回帰分析の手法では、重み  $w_j$  は必ずしもワーカーの重要度を反映しないことを示している。

シャプレイ値回帰を用いれば、ワーカーの重みをシャプレイ値に基づいて定めることができる。ここで、ワーカーの集合  $S$  によって得られた回帰誤差を  $E_S^2$  としたとき、提携 (ワーカーの集合) に対する特性関数値は  $v(S) = 1 - E_S^2$  である (スコアは  $E_S^2$  が区間  $[0, 1]$  の値を取るように、中心化・正規化されているものとする。) このとき、ワーカー  $j$  の重みは

$$w_j = \frac{\gamma_j(v)}{r_j} \quad (4)$$

で決定される。ここで、 $r_j$  はワーカー  $j$  のスコアと真のスコアの相関である。

例 1 ワインの品質をスコアで評価する例題を考えてみよう。各ワインのスコアは 1 から 10 までの値で与えられるとする。専門家評価者 ( $P$ ) が与えるスコアを、アマチュアのワーカーのスコアを集約して予測することがここでの目標である。以下の表 1 に示す例では、3 番目と 4 番目のアマチュアのワーカーのスコアが多重共線性を持つ例になっている。

表 1: 専門家に対するワーカーからの評価例

	$P$	1	2	3	4
Wine A	8	10	9	7	7
Wine B	9	9	6	10	10
Wine C	7	8	5	6	6
Wine D	10	6	5	8	8

表 2: 例題に対して計算された特性関数の値

ワーカーの集合 $S$	特性関数 $v(S)$
{1}	0.2800
{2}	0.0419
{3}	0.4629
{4}	0.4629
{1, 2}	0.4118
{1, 3}	0.7641
{1, 4}	0.7641
{2, 3}	0.4861
{2, 4}	0.4861
{3, 4}	0.4629
{1, 2, 3}	1.0000
{1, 2, 4}	1.0000
{1, 3, 4}	0.7641
{2, 3, 4}	0.4861
{1, 2, 3, 4}	1.0000

実際にワーカーの部分集合を用いて回帰を行って得られた特性関数の値を表 2 に示す。この計算結果を見ると、既にワーカー 3 が入っている提携 (例えば {2, 3}) にワーカー 4 が新たに加わったとしても ({2, 3, 4})、特性関数の値は変化していないことが分かる。これを用いて、各ワーカーのシャプレイ値を計算すると表 3 のようになる。ワーカー 3 と 4 に同じシャプレイ値が与えられていることが分かる。また、全てのワーカーのシャプレイ値の合計は、全ワーカーが加わった提携での特性関数の値  $v(\{1, 2, 3, 4\}) = 1$  に等しい。

表 3: 例題に対して計算された各ワーカーのシャプレイ値

ワーカー $j$	シャプレイ値 $\gamma_j(v)$
1	0.3903
2	0.1255
3	0.2421
4	0.2421

### 4. おわりに

本論文では、協力ゲームにおける解概念の一つであるシャプレイ値を利用して、機械学習における回帰問題において正解への寄与を相関のあるワーカー間で配分することで、ワーカーの貢献度を公平に推定する方式の提案を行った。今後の研究課題として、特性関数およびシャプレイ値を求めるための計算量の削減が挙げられる。

### 参考文献

- [Lipovetsky 01] Lipovetsky, S. and Conklin, M.: Analysis of regression in game theory approach, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, Vol. 17, No. 4, pp. 319–330 (2001)
- [Shapley 53] Shapley, L. S.: A Value for n-person Games, in Kuhn, H. and Tucker, A. eds., *In Contributions to the Theory of Games, volume II*, pp. 307–317, Princeton University Press (1953)