Vol.2018-ICS-191 No.4
2018/3/26

バンディットアルゴリズムに基づいた オンライン議論における発言者指名手法

栗井 実緒[1,a)]　藤田 桂英[1]

概要：本論文ではファシリテータの数ある役割の中の「発言者の指名」に注目し，バンディット問題 (Multi-Armed Bandit Problem) と呼ばれる最適化問題の解決アルゴリズムを利用することで，これの自動化実現を目指す．プレイヤーをファシリテータに，スロットマシンを議論の参加者と想定することで，既存のバンディットアルゴリズムを発言者指名に適用する．また，スロットマシン問題における報酬に値するものとしては，指名した発言者によって発言された投稿の投稿スコアを適用する．投稿スコアは (1) 議論を収束に導く投稿か，(2) 他の参加者からの関心度の高さ，(3) 投稿意図の 3 つの観点から算出する．さらに，議論の参加者をクラスタリングすることで，対立関係を考慮した適切な指名を目指す．提案手法の妥当性・有用性を確認するため，7 人 1 グループでのオンライン議論実験を提案手法と既存手法で各 3 回，計 6 議論を実施した．参加者のアンケートの結果から，提案手法は意見の偏りの解消，幅広い意見の発言の促進等の効果を確認できた．

キーワード：意思決定支援，自動ファシリテータ，多腕バンディット問題

1. はじめに

近年 SNS やオンライン掲示板の急速な普及にともない，複数の人間がオンライン上で共同作業を行うことは一般的になってきている．その代表的なものの一つとしてオンライン議論が挙げられる．LINE や Messenger，Slack といった，複数のユーザが文章のやりとりによる会話 (いわゆるチャット) のためのツールは近年利用数が急速に増え，日常での会話からビジネス上のやりとりまで幅広い層に利用されている．

オンラインでの議論は参加者の時間的・空間的居場所を問わないこと，会話記録が明確に残るといった大きな利点が数多くあり，今後も様々な目的・場面における利用機会の増加が期待される．その一方で会話の停滞や認識の誤解の発生，参加者間の相互誹謗により無意味な論争，参加者全員が納得することのできない非建設的な議論への発展といった問題が起こりやすい．特に重要な議論においてはこれらの欠点は致命的であるため，対面で議論の方が好まれる傾向がある．

これらの問題を解決するため，何かしらの形でオンライン議論を支援するシステムの開発が望まれている．その一つとして自動ファシリテータによる議論整理という方法がある．議論におけるその具体的な役割としては，

(1) 話題の提供，質問の投げかけ
(2) 発言しやすい場・雰囲気をつくること
(3) 議論の脱線の指摘・修正
(4) 議論の進行状況のまとめ，フィードバック
(5) 発言者の指名

がある．本研究では前節で挙げたファシリテータの役割の中でも，発言者の指名という役割に注目する．ファシリテータによる指名が行われる際に，複数の参加者の中で「誰を指名するか」というとはとても重要なポイントになる．本研究では多腕バンディット問題 (Multi-armed Bandit Problem) と呼ばれる最適化問題解決のためのアルゴリズム (以下バンディットアルゴリズムと称す) を利用することで，適切な発言者の指名の自動化を目指す．

以下に本論文の構成を示す．提案手法の要となるバンディット問題の概要と，代表的なアルゴリズムである UCB 方策について解説する．次に，本論文で提案するバンディットアルゴリズムに基づいたオンライン議論における発言者指名手法について示す．その後，提案手法の妥当性・有用性検証のための議論実験について示す．具体的には実験概要と実験プラットフォーム，実験結果と考察で構成される．最後に，本論文のまとめと今後の展望を示す．

1　東京農工大学
a)　kurii@katfuji.lab.tuat.ac.jp

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan

2. バンディット問題とアルゴリズム

2.1 多腕バンディット問題

多腕バンディット問題 (multi-armed bandit problem) とは，複数のスロットマシンから 1 台のスロットマシンを選んでアームを引くことを繰り返して儲けの最大化を目指す問題である．「バンディット問題の理論とアルゴリズム」[1] に従ってその詳細を示す．

バンディット問題ではプレイヤーは 1 人，スロットマシンは K 台あり，スロットマシンのアームを引く回数は T 回と仮定する．プレイヤーがスロットマシンのアームを引くと，当たりもしくははずれのいずれかが出る．どれくらいの確率で当たりが出るか (期待値) はスロットマシンによって異なるが，プレイヤーはその真の値を知ることはできない．

具体的な例として，スロットマシンが $K = 5$ 台，プレイヤーはアームを合計 $T = 100$ 回引く状況を想定する．プレイヤーは当然，最も当たりの出やすいアームを引きたいと考えるが，初めは何の情報もない．従って試しに各アームを n 回ずつ引いてみて，最も当たりの出たアームを残りの $(T - 5n)$ 回引くことにする．この時 n の値をあまりに小さく設定してしまうと，それだけの回数でもっとも当たりの出やすいアームを見極めることは難しい．しかし n の値をあまりに大きく設定してしまうと，残りの回数が少なくなってしまうので，儲けを出しづらくなってしまう．

多腕バンディット問題では，プレイヤーはプレイ開始時点で何の情報もないため，実際にアームを引いてみる中でどれが当たりの出やすいアームかの見当をつけるための探索を行う必要がある． しかし探索ばかりをしていると儲けが大きくならないため，それまでに最も当たりの出たアームを引く知識利用を行う必要もある．このトレードオフの関係にある「探索と知識利用」のバランスをどのようにとるかがポイントとなる．

多腕バンディット問題を一般化し「選択肢の集合から一つの要素を選択し，その選択肢に対する報酬を得るがほかの選択肢の報酬情報は得られない，というプロセスを繰り返す設定において，報酬話の最大化を目指す」と設定される問題は，バンディット問題と総称される．

2.2 UCB 方策

既存のバンディットアルゴリズムの中でも有名な方策のひとつが UCB 法 (UCB policy) である．本研究でもこのバンディットアルゴリズムを利用する．この方策ではすべてのアームを 1 回ずつ引いた後に，UCB スコア $\bar{\mu_i}(t)$ を各時間ごとに計算し，この値が最も大きいアームを選択する．UCB スコアは以下の式で定義される．

$$\bar{\mu_i}(t) = \hat{\mu_i}(t) + \sqrt{\frac{\log t}{2N_i(t)}} \tag{1}$$

UCB スコアは標本平均 $\mu_i(t)$ に，補正項 $\sqrt{\frac{\log t}{2N_i(t)}}$ を上乗せした値になっている．$2N_i(t)$ の値が小さいほど補正項は大きくなるので，標本平均が小さくても標本数が少ないアームは選択されやすくなる．

3. 提案手法

3.1 バンディットアルゴリズムの発言者指名への適用

本研究では，ファシリテータの議論における発言者の指名をバンディット問題とみなし，これに既存のアルゴリズムを適用する．その動機付け・根拠を以下に述べる．

議論を活性化させ，良い議論となるようにファシリテーションをするためには，能力の高い参加者に積極的に発言してもらうのが好ましい．しかし「誰が能力の高い参加者であるか」というのは状況によって異なり，議論テーマや議論の種類，参加者同士の相性などに依存する．参加者の議論能力を議論前に推測するのは難しく，実際は議論を進めていく中で少しずつ明らかになっていく．

このような状況は「プレイ開始時点でプレイヤーはスロットマシンの期待値に関する情報は何も持っていない」という多腕バンディット問題の条件と一致している．また，多腕バンディット問題の方策はいずれも「それまでの試行で得られた情報をもとに次のアームを決定する」という戦略をとる．この戦略を議論の指名に適用することで，それまでの発言で得られた各参加者の議論能力の情報をもとに，次の発言者を適切に選択できることが期待できる．以下に発言者の指名をどのようにバンディット問題として扱うかを具体的に示す．議論においてファシリテータが K 人の参加者から 1 人を選んで発言を促すという行為を，多腕バンディット問題におけるプレイヤーがスロットマシン K 台の中から 1 つを選んでアームを引く行為とみなす．多腕バンディット問題の場合，プレイヤーがアームを引いた際に当たりもしくははずれ $\{0, 1\}$ の報酬が得られる．発言者指名においては，ファシリテータが指名した参加者が投稿をした際に，その投稿が議論に対してどれだけ良い影響を及ぼすかを数値化した「投稿スコア」を定義し，これを報酬とする．

3.2 投稿スコアの定義

投稿 p の投稿スコア $f(p)$ を以下の 3 つの観点から定義していく．

(1) 議論を収束に導く投稿か
特にオンライン議論においては，対面の議論に比べて意見がまとまりづらく，合意の形成が難しい (=収束に向かいづらい) 傾向がある．本論文ではユーザインタフェース (議論掲示板) に，各投稿に「Agree」

表 1 投稿タグの定義

投稿タグ	定義
# 提案	アイデアや手順など新しいコンテンツの投げかけ
# 説明	付加情報、詳細情報の提示
# 賛成意見	他の投稿への同意を含んだ意見の提示
# 反対意見	他の投稿への非同意を含んだ意見の提示
# 質問	他の投稿への質問，疑問の投げかけ
# 回答	質問に対する回答
# その他	上記のいずれにも分類不可能なもの

「Disagree」のボタンを実装する．近年の SNS の多くが「いいね！」や「Like」といった，好意的意思表示のためのリアクション機能のみを備えているのに対し，批判的意思表示のための機能も実装することで，投稿に対する支持率・不支持率を可視化する．参加者の同意を多く得られる，すなわち多くの Agree を得られる意見や投稿は，議論を収束の方向に向かわせるため，議論において良いはたらきをするとみなすことができる．このスコアを f_1 とし，投稿 p におけるこのスコアを下記のように定式化する．

$$f_1(p) = \frac{N_{agree}(p) - N_{disagree}(p)}{K} \tag{2}$$

$N_{agree}(p)$ は投稿 p についた Agree の数，同様に $N_{disagree}(p)$ は投稿 p についた Disagree の数を示す．

(2) 他の参加者からの関心度
他の参加者の関心や興味をひく投稿は，場を活性化し，議論をより有意義なものにする好ましいものである．このスコアを f_2 とし，投稿 p におけるこのスコアを下記のように定式化する．

$$f_2(p) = \frac{N_{reply}}{K} \tag{3}$$

$N_{agree}(p)$ は投稿 p についた返信の数を示す．

(3) 投稿意図
投稿の意味的内容は議論において重要な要素であるため，今回はあらかじめ「投稿タグ」を用意し，参加者自身によって本人の投稿意図に最も近いもの 1 つを選んでもらうことにする．投稿タグは小谷ら [2] の作成した議論支援システムを参考に，提案・説明・賛成意見・反対意見・質問・回答・その他の全 7 つの選択肢を用意した．

「# 提案」に分類される投稿は，議論テーマにに関する新しいアイデアの提案，議論自体のやり方に対する提案など，議論をより円滑に進める影響力持つと考えられる．また「# 説明」に分類される投稿は，客観的事実や主張の根拠・裏付けなど，議論をより有意義にするための要素を持つことが考えられる．今回はこれら 2 つのジャンルを重要な役割を持つものとみなし，下記のように定式化することで投稿スコアに反映させる．以上から，投稿 p における投稿タグが「# 提案」「# 説明」の場合に $f_3(p) = 1$ とし，その他の場合 $f_3(p) = 0$ とする

以上 3 つの観点から導出したそれぞれのスコアを，議論における重要性を考慮して重み付けを行う．参加者の好み，賛成/反対がダイレクトに反映され，議論の方向性や結論への影響度が高い f_1 は最も重要性が高いと考えられる．次いで議論の活発さが反映される f_2，最後に f_3 の順で重要性が高いと考えられる．

以上の順序から，

$$f_1(p) : f_2(p) : f_3(p) = 3 : 2 : 1 \tag{4}$$

の割合で重み付けを行う．この重み付けに従い，投稿 p の投稿スコアは

$$f(p) = \frac{3}{6}f_1(p) + \frac{2}{6}f_2(p) + \frac{1}{6}f_3(p) \tag{5}$$

と定義する．

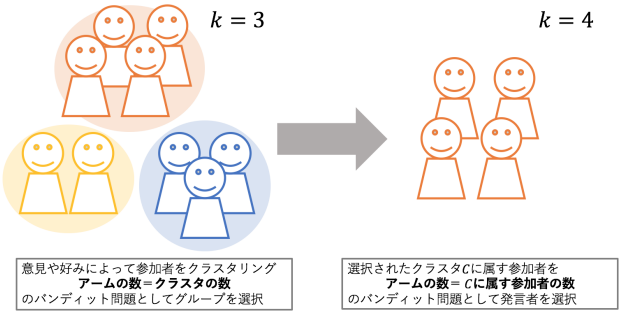

図 1 二段階バンディットのイメージ

3.3 参加者の対立同調の考慮

3.3.1 二段階バンディットの導入

大本ら [3] は「参加者の関係性」，特に「参加者間の対立同調」は，議論において合意を形成させるうえで大事な要素であることを指摘している．ファシリテータにはこれを考慮しながら議論整理をすることが求められる．具体的には，同じ意見を持つ複数の参加者を一つのグループとみなし，グループ間で発言の回数が極端に偏らないように配慮しながらファシリテーションを行うのが望ましい．このようにすることで，意見の偏りや，同じような内容が重複して発言されることを防ぐことができる．しかし，発言者指名に既存のバンディット方策をそのまま適用する場合，参加者間の対立同調はは全く考慮されない．上記の問題点を改良するため，本研究では「二段階バンディット」を導入する．

二段階バンディットの「二段階」は，参加者をクラスタリングし，クラスタの選択を行なったのちに，そのクラスタ内から発言者を選択することを意味する．今回は，クラスタの選択とクラスタ内の発言者の選択のいずれにおいても UCB 方策を用いる．そのイメージ図を**図 1** に示す．

UCB 方策では，それまでの各アームの標本平均と選択

された回数が明らかであれば，UCB スコアを算出し次のアームを選択することができる．クラスタ選択においては，「そのクラスタに属している参加者による全投稿の投稿スコアの平均」と「そのクラスタに属している参加者の総発言回数」を用いることで，各クラスタの UCB スコアを算出する．

3.3.2 二部グラフによるクラスタリング

クラスタリングにおいては，同じ意見を持つ参加者同士が同じクラスタに，対立する参加者同士は異なるクラスタに分類されるものが好ましい．参加者のクラスタリング手法は，中原らの論文 [4] で紹介されている，二部グラフによるツイートクラスタリング手法を参考にし，参加者間の各投稿に対する Agree と Disagree がどれだけ重複しているかをもとに行う．ユーザ U_i が Agree した投稿の集合を $P_a(i)$,Disagree した投稿の集合を $P_d(i)$ と示すことにする．二者間の Agree した投稿の重複度は，$P_a(A) \cup P_a(B)$ との比 (Jaccard 係数) で表すことができる．二者間の Disagree した投稿の重複度についても同様である．Agree と Disagree のそれぞれの重複度が共に高いユーザ同士は，議題に対して同じ意見を持っている，もしくは好みが似ている可能性が高く，同調の度合いが高いと考えられる．これをユーザ U_i とユーザ U_j の同調度 O_{ij} とし，下記の式で定義する．

$$O_{ij} = \frac{|P_a(A) \cap P_a(B)| + |P_d(A) \cap P_d(B)|}{|P_a(A) \cup P_a(B)| + |P_d(A) \cup P_d(B)|} \tag{6}$$

今回はこの同調度 O_{ij} に基づくソーシャルネットワークを構築する．各ユーザをノードとし，同調度 O_{ij} がパラメータ th より大きいユーザ同士をリンク接続する．構築されたネットワークを既存のクラスタリング関数を用いることで，クラスタリングを行う．ネットワークのクラスタリングには Python のライブラリ community に含まれている関数 best_partition() を利用する．議論データを用いたシミュレーションの結果から，$th = 0.45$ と設定する．

4. 評価実験

本実験の目的は，提案手法を利用した指名システムを使用して実際にオンライン議論を行う事で，その妥当性・有用性を評価する．

4.1 実験設定

本実験では，グループによるオンライン議論を行う．21 歳から 25 歳までの被験者 21 名を 7 名ごと 3 グループに分け，議論実験を計 3 セット行った．各セットで議論は 2 回ずつ，下記の議論テーマで行う．

- 議論テーマ 1
  アメリカ人のマークが来月学会参加のために初来日します! 彼をもてなすために用意する寿司ネタを 3 つ決めてください．
- 議論テーマ 2
  東京オリンピックのイメージキャラクターを作りましょう! 日本を代表するキャラクターを 3 つ決定してください．

表 2 議論実験スケジュール

	グループ 1	グループ 2	グループ 3
議論 1	議論テーマ 1 ベースライン	議論テーマ 1 提案手法	議論テーマ 2 ベースライン
議論 2	議論テーマ 2 提案手法	議論テーマ 2 ベースライン	議論テーマ 1 提案手法

1 回の議論時間は 75 分とし，前半 25 分・後半 50 分の 2 パートに分割する．前半パートでは参加者にテーマに沿って自由に議論をしてもらい，後半パートでは「ファシリテータによって指名された人が一つ投稿をする」というルールを設定する (全指名制)．後半パートにおけるファシリテータは実験実施者が行い，発言者決定プログラムの結果に従って発言者の指名をする．指名された発言者が投稿をした場合，もしくは発言者が指名されてから 2 分間経過した場合，ファシリテータは次の発言者を指名する．このプロセスを制限時間が過ぎるまで繰り返す．被験者には発言者がプログラムによって決定されていることは明らかにしない．

被験者には議論に先立って，合意形成型の議論であることを明示する．また議論の目標として「多くのアイデアが出ること」「その中から皆が納得できる結論を出すこと」を意識して議論をするように伝える．

ベースラインによる発言者指名

各議論の後半で使用する発言者決定プログラムは，提案手法に従って発言者を決定するものと，比較対象としてユーザをランダムに指名するベースラインの二種類を用意する．各グループの 2 議論のうち一方では提案手法を，もう一方ではランダム選択を適用した発言者決定プログラムを採用する．各グループにおける議論テーマと発言者決定プログラムの一覧を表 2 に示す．

全指名制議論に伴う発言者決定プログラムの変更

議論の後半パートは全指名制であり，一般的な議論とは異なる形式である．議論としての最低限の自然さを保持するために，発言者決定プログラムに以下の変更点を加える．

(1) 提案手法とベースライン手法のいずれにおいても，同じ参加者が二回連続指名されることはないようにする．例えば，時刻 t において参加者 u_1 が指名された場合，時刻 $t+1$ における発言者決定において参加者 u_1 はアームの候補から外される．
(2) 提案手法において使用する UCB 方策に以下の変更点を加える．前述の通り，UCB 方策では UCB スコアが最も高いアームが選択される．これをそのまま利用すると，全指名制の議論では，一部の参加者ばかりが指

名され続けてしまうおそれがある．そのため本実験では，各アームが選択される期待値がそれぞれの UCB スコアに比例するランダム選択にすることでこれを防ぐ．例えば，参加者 u_1 と参加者 u_2 の UCB スコアの比が 5 : 1 である場合，参加者 u_1 は参加者 u_2 の 5 倍の確率で指名される．

実験時の状況とルール

被験者 7 名は，同じ室内にて議論に参加する．議論に先立って，以下のルールを被験者に事前に伝えた．

- 議論中の被験者同士の会話は禁止とする
- 実験終了まで，自身のユーザ名を他の被験者に教える行為は禁止とする．
- 議論中のインターネットでの調べ物は可能とする．
- 議論中の中座は，緊急時を除き禁止とする．

評価項目

実験終了後には被験者へのアンケートを実施する．その項目と選択肢を以下に示す．

(1) **指名議論パートでは，いい提案・意見が聞けましたか？**
- いい提案・意見は全く出てこなかった
- いい提案・意見はあまり出てこなかった
- どちらとも言えない
- いい提案・意見はまあまあ出た
- いい提案・意見が数多く出た

(2) **指名議論パートで発言された内容に偏りを感じましたか？**
- かなり偏っていた (皆似たような意見を投稿していた)
- 少し偏っていた
- どちらとも言えない
- 比較的バラバラだった
- かなりバラバラだった (皆がかなり異なる意見を投稿していた)

(3) **議論を通じた上であなたの最終的な意見は，「自分以外の参加者から聞けた意見」が影響していますか？**
- 全く影響していない
- ほとんど影響していない
- どちらとも言えない
- 少し影響している
- かなり影響している

(4) **ファシリテータによる発言者のチョイスは適当でしたか?**
- かなり不適切だった，大きく違和感を感じた
- 比較的不適切だった，違和感を感じた
- 何も感じなかった，意識していなかった
- 比較的適切だった，良い指名だった
- とても適切だった，かなり良い指名だった

(5) **参加者 7 人の議論能力を評価してください．**
- かなり低い
- 比較的低い
- どちらとも言えない
- 比較的高い
- かなり高い

表 3 各議論の総投稿数

	グループ 1	グループ 2	グループ 3
議論 1	67 (42:25)	72 (44:28)	119 (85:34)
議論 2	60 (36:24)	76 (47:29)	127 (97:30)

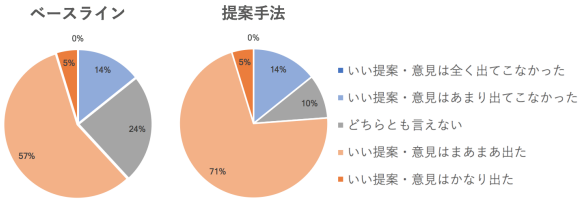

図 2 指名議論パートでは，いい提案・意見が聞けましたか？

4.2 実験結果

- **投稿数**

  表 3 に，各回における各議論の総投稿数と，その内議論の前半と後半それぞれで投稿された数を (前半:後半) で示す．いずれの議論においても，全指名制である後半パートの方が総発言数が少なくなっている．**図 2-図 5** における円グラフによる結果はいずれも被験者 21 名分のものである．

  集計結果を示す円グラフはいずれも被験者 21 名分のものである．

- **指名議論パートでは，いい提案・意見が聞けましたか？**

  図 2 に本アンケート項目における回答を示す．「いい提案・意見が出た」と回答した人 (「いい提案・意見はかなり出た」「いい提案・意見はまあまあ出た」と回答した人) の割合は，ベースラインでは 62%であったが，提案手法を用いた場合には 71%であった．グループごとにおいても，ベースラインよりも提案手法の方が高い割合であった．つまり，提案手法によっていい提案・意見を投稿するユーザの積極的な指名ができていることがわかる．また，今回使用したバンディットアルゴリズムの UCB 方策はそれまでのプレイであまり引かれていないアームが積極的に引かれる設計になっているため，本実験では前半であまり発言をしていないユーザほど後半ではより指名されやすくなっている．以上から，前半であまり発言していないユーザから新たな意見・提案が出される場面がいくつかみられた．

- **指名議論パートで発言された内容に偏りを感じました**

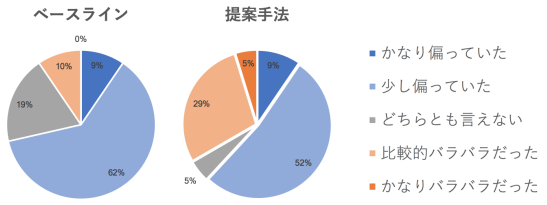

図 3 指名議論パートで発言された内容に偏りを感じましたか？

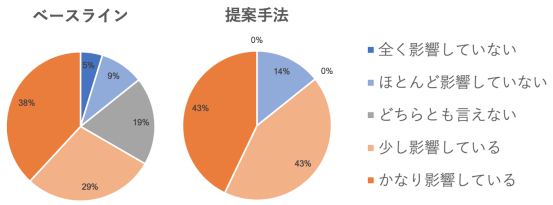

図 4 議論を通じた上であなたの最終的な意見は，「自分以外の参加者から聞けた意見」が影響していますか？

か？

本質問は，二段階バンディットにおけるクラスタリングの効果を確認するための質問である．**図 3** は発言された内容の偏りに関する結果を示している．「バラバラだった」と回答した人 (「かなりバラバラだった」「比較的バラバラだった」と回答した人) の割合は，ベースラインでは 10%であったが，提案手法を用いた場合は 34%であった．グループごとにおいても，ベースラインよりも提案手法の方が高い割合であった．以上から，本来のクラスタリングの目的の一つである「意見の偏りの解消」の効果が確認できた．つまり，より幅広い意見交換の場の形成に貢献することができたといえる．

- **議論を通じた上であなたの最終的な意見は，「自分以外の参加者から聞けた意見」が影響していますか？**

上記の質問の回答の割合を**図 4** に示す．これは，「有意義な議論であったか」を調べるための質問である．「有意義な議論」を一概に定義することは困難であるが，互いに意見を述べ合う中で他者の考えから刺激を受けることは，議論の大きな意義のひとつである．今回はこの「参加者同士の刺激の及ぼしあい」の度合いから，議論の有意義さの把握を試みる．「影響している」と回答した人 (「かなり影響している」「少し影響している」と回答した人) の割合は，ベースラインでは 67%であったが，提案手法を用いた場合には 86%と上昇が見られた．この結果には質問 1・2 の結果も大きく関係していることが考えられる．以上から，提案手法によって，より有意義な議論を促進することができたといえる．

- **ファシリテータによる発言者のチョイスは適当でしたか?**

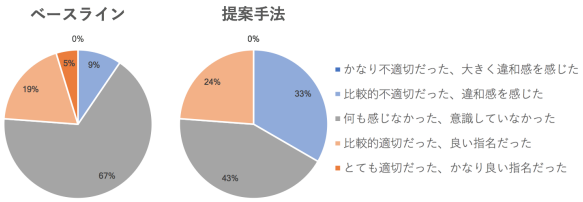

図 5 ファシリテータによる発言者のチョイスは適当でしたか?

上記の質問に対する回答の割合を図 5 に示す．「不適切だった」と回答した人 (「かなり不適切だった，大きく違和感を感じた」「比較的不適切だった，違和感を感じた」と回答した人) の割合は，ベースラインでは 9%であったが，提案手法を用いた場合には 33%であった．これまでの質問から，提案手法は議論に対してよい影響を及ぼしているにも関わらず，指名自体に対しては不適切さ，違和感を覚える人の割合が大きくなっている．その理由としては，「全然順番が回ってこなかった」「やたら自分に順番が回ってくるように感じた」等といったものが確認された．ベースラインで発言者指名ははランダムであるため，ある程度まんべんなく指名される．その一方で，提案手法ではある意味での「選り好み」をしているため，最終的な指名回数に偏りが出てしまうのは避けられない．この偏りが被験者が感じた不適切さ・違和感の原因であることが考えられる．

- **参加者 7 人の議論能力を評価してください**

前述のように，この質問に対する選択肢は「かなり低い」から「かなり高い」の五段階である．得られた回答を，「かなり低い」= 1「かなり高い」= 5 とすることで，各参加者の各議論における議論能力を定量化する．ここで，各参加者の各議論における①投稿スコア平均と議論能力の相関係数 $\rho_1$②投稿スコア合計と議論能力の相関係数 ρ_2 を計算したところ，$\rho_1 = 0.037, \rho_2 = 0.349$ となった．いずれも正の相関ではあるが強い度合いのものではないため，投稿スコアの算出方法は改善の余地がある．

以下に，本実験結果をまとめる．

○ 提案手法によって，いい提案・意見を投稿するユーザの積極的な指名が実現された．

○ 提案手法によって，投稿内容や意見の偏りの解消が促進された．

○ 提案手法によって，参加者同士の意見/刺激の及ぼしあいが活性化された．

× 発言者指名型の議論において，公平さに欠ける指名は違和感の原因となり，納得感の欠如につながりかねない．

△ 投稿スコアの算出方法はさらなる改善が必要である．

5. おわりに

5.1 まとめ

本論文ではオンライン議論における自動ファシリテータの具体的役割の一つである発言者の指名に着目し，バンディットアルゴリズムに基づいた発言者指名手法を提案し，その妥当性・有用性の検証のために被験者実験を行った．アンケート結果から，提案手法は意見の偏りの解消やより良い議論の促進といったオンライン議論に良い影響を及ぼすことが確認され，その有用性を一部を裏付けることができた．一方で，人間の感覚では不適切・不自然と感じられるような指名であったこと等，問題点も確認された．

5.2 今後の課題

本研究では，ファシリテータの役割のうち「発言者の指名」に着目をし，その自動化を試みた．評価実験においては指名自体の妥当性検証のために全指名制という形をとったが，これをファシリテータの一機能として応用させる場合は異なるアプローチが必要になる．以下に今後の課題を示す．

指名のタイミングを測ること

ファシリテータによる発言者指名が必要とされる状況は主に「発言者に偏りが出ているとき」「誰も発言をせず，議論が停滞しているとき」の 2 つが想定される．理想としては，このような状況をファシリテータが自動で感知し，適切なタイミングで指名を行うことが望まれる．その実現の為には議論の状態把握をする手法が必要とされる．対面議論の場合は各ユーザの発言回数や最終発言時刻から推定が可能であるが，オンライン議論は参加者ごとに時間や居場所が異なるため，単純に時間のみでの判別は難しい．二瓶 [5] らは，対面式のグループディスカッションにおける議論状態の変化を検知するモデル (議論状態把握モデル) を提案し，議論が活発か，停滞しているかを判別することに成功している．しかしこのモデルでは，参加者の音声情報と頭部の加速度情報を特徴量としているため，オンラインの議論状態把握にそのまま応用することは難しい．オンライン議論で得られる限られた情報 (投稿内容，投稿時間，ログイン状態など) から如何にして議論の状態を把握するかは，今後の課題である．

指名をする際に質問の投げかけをすること

本研究における「指名」は単純に発言者を選択し何かしらの発言をするよう促すのみであったが，その際に質問などの投げかけができるとより好ましい．例えば，意見の主張が少ないユーザに対しては「○○さんはどのように考えますか？」，重要なキーワードやアイデアを発したユーザに対しては「それについて詳しく説明してください」などといった問いかけができると理想的である．実現のためには，投稿やキーワードの重要度推定，質問文の自動生成などが必要とされる．ファシリテータの質問自動生成手法については，池田ら [6] によって提案されている．この論文内でも行われているように，人間のファシリテータがどのような質問や問いかけをするのかを，実際の議論データを用いて分析していきたいと考えている．

参考文献

[1] 本多淳也，中村篤祥：バンディット問題の理論とアルゴリズム，pp. 1–46, 講談社 (2016).
[2] 小谷哲郎，関一也，松井辰則，岡本敏雄：好意的影響度を取り入れた議論支援システムの開発，人工知能学会論文誌 19 巻 2 号， Vol. 19, No. 2, pp. 95–104 (2004).
[3] 大本義正，戸田泰史，植田一博，西田豊明：議論への参加態度と非言語情報に基づくファシリテーションの分析，情報処理学会論文誌 Vol. 52 No. 12 (Dec. 2011)，p. 3659-3670 (2011).
[4] 中原孝信，大内章子，宇野毅明，羽室行信：データ研磨の 2 部グラフへの適用と Twitter からの意見抽出，*The 30th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, pp. 1–4 (2016).
[5] 二瓶芙巳雄，林佑樹，中野有紀子：グループディスカッションにおける議論状態の変化の検出，*The 28th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, pp. 1–4 (2014).
[6] 池田雄斗，白松俊：Web 議論におけるファシリテータエージェント実現に向けた質問生成手法の検討，情報処理学会第 79 回全国大会，pp. 563–564 (2017).

ⓒ 2018 Information Processing Society of Japan