

Title	潜在的技能保有者を顕在化するための娯楽的Know-who支援手法
Author(s)	小森, 麻友香; 高島, 健太郎; 西本, 一志
Citation	情報処理学会研究報告. HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション, 2019-HCI-182(9): 1-8
Issue Date	2019-03-11
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/16274
Rights	<p>社団法人 情報処理学会, 小森麻友香, 高島健太郎, 西本一志, 情報処理学会研究報告. HCI, ヒューマンコンピュータインタラクション, 2019-HCI-182(9), 2019, 1-8. ここに掲載した著作物の利用に関する注意: 本著作物の著作権は(社)情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.</p>
Description	

潜在的技能保有者を顕在化するための娯楽的 Know-who 支援手法

小森麻友香^{†1} 高島健太郎^{†1} 西本一志^{†1}

概要: 「過去に誰がどんな専門的知識や技能を有していたのか」。この情報は、本人が自己開示をしない限り他者は知ることができない。つまり、たとえどんなに優れた技能を過去に身に付けていたとしても、経験者自身がそれを開示しない限り有効活用されることがなく埋もれていく。過去に経験した技能の鍛錬を再開し、現役時の腕前を取り戻して再度活用できるようになれば、その道の専門家に返り咲くことができる。したがって、初心者を一から育成するよりも短時間で専門家を輩出することが可能となる。本研究では、このような「かつての専門家」の顕在化を図るため、既知情報に関する誤りを見つと指摘したくなる衝動を利用した Know-who 支援システム Quondam Experts Finder を提案・実装し、その有効性を検証する。

キーワード: Know-who, 自己開示, 人材検索, 経験

A Recreational Know-who Support Method to Find Latent Skill Holders

MAYUKA KOMORI^{†1} KENTARO TAKASHIMA^{†1} KAZUSHI NISHIMOTO^{†1}

Abstract: “Who had what kind of superior skills in the past?” Others cannot know it unless the skill-holders self-disclose it. No matter how superior skills someone had in the past, they remain buried without being effectively utilized unless the experienced people themselves disclose it. If such latent-skill-holders resume training of the latent skills, and if they can regain their skills, they can become experts soon; it takes a shorter time than nurturing a beginner from scratch. In this research, in order to find such “quondam experts”, we proposed a novel know-who support system named “Quondam Experts Finder.” This system exploits impulses that people want to point out when they see errors and/or incorrect knowledge related to what they know well. In this paper, we describe this system and show results of user studies to estimate its effectiveness.

Keywords: Know-who, Self-disclosure, Search of human resources, Experience

1. はじめに

過去に鍛えた腕前および若い頃に身に着けた技能を意味する「昔取った杵柄」という言葉がある[1]。本稿ではこのような、過去に何らかの技能の修練をしていたが、ある時点からその修練を中止し、活用することもなくなっている技能のことを「杵柄技能」と呼び、一定レベル以上の杵柄技能を持っている人を「杵柄人材」と呼ぶことにする。

専門家とは、ある特定の分野で高度な技術や知識を持っている人を言い表す言葉であり、一般的にはそのような知識を現在保有して活用している人物を指す。これに対し杵柄人材は「過去の専門家(の卵)」と表現することができる。人々が保持している杵柄技能の鍛錬を再開し、現役時の腕前を取り戻して再び活用できるようになれば、その杵柄技能に該当する分野の専門家に返り咲く。つまり、初心者を一から育成するよりも短時間で専門家を輩出することが可能となる。それゆえ、杵柄人材を見いだすことには、高い意義がある。

一時は熱中していたはずの技能から、何らかの理由で離れてしまった経験は誰もあるのではないだろうか。学生

時代の講義や部活動、趣味など、人は様々な手段で何かしらの技能や知識を身に着けている。それゆえ、誰もが杵柄技能を有する可能性を秘めている。しかしながら、実際は多くの杵柄技能が発見されないまま年数が経過していき、有効活用されることがなく過去の記憶として埋もれていってしまう。本研究ではこの「もったいなさ」に着目し、埋もれている杵柄技能を顕在化させることで、企業などの場において短期間で戦力になり得る人材を発見できるようにすることを目指す。

「誰がどんな杵柄技能を持っているのか」という情報は、杵柄技能の保持者自身が自己開示をしない限り、他者からは認知できない。しかしながら、誰がどのような杵柄技能を有するかを知るために、直接聞き出すことで適切な杵柄技能情報が得られるとは限らない。これは、杵柄技能に対して保持者自身が抱えている印象や杵柄技能の種類によっては、自己開示することに抵抗感を示す場合があると考えられるためである。多くの杵柄技能を顕在化させるには、自己開示をする際に生じるこのような心理的負荷を軽減し、自然な自己開示を促す工夫が求められる。

そこで本研究では、芸人の漫才などでよく見受けられる「ボケとツッコミ」から着想を得た娯楽的要素を採り入れることにより、上記の心理的負荷を軽減して効率的に杵柄

^{†1} 北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科
Graduate School of Advanced Science and Technology,
Japan Advanced Institute of Science and Technology

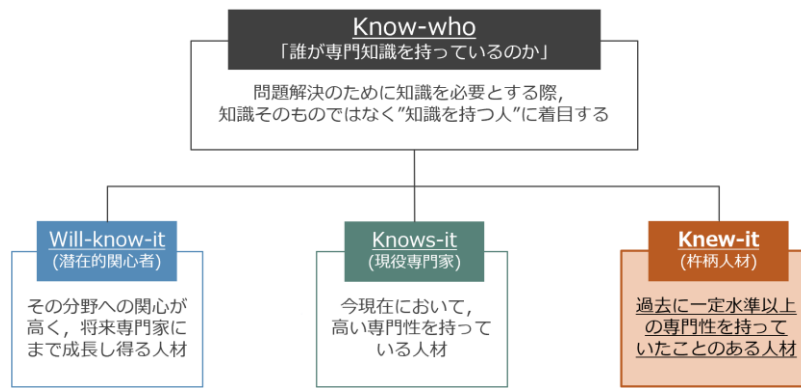


図1 Know-who 支援システムの分類と本研究の位置づけ
 Figure 1 Classification of Know-who support systems and positioning of our proposal

技能保持者を見つけ出すことを可能にする、あらたな Know-who 支援システム Quondam Experts Finder (QuEF) を提案する。本稿では、QuEF の詳細について述べると共に、ユーザスタディによってその有効性を検証した結果について報告する。

2. 関連研究と本研究の位置づけ

従来、人材検索や知識共有に関するシステムは、企業グループウェアや研究などで多数研究開発されてきた。問題解決のために必要な知識を検索するのではなく、その知識を保有する特定分野の専門家を検索するための Know-who 支援システムは、その代表的なものである。過去・現在・未来という3つの時間的観点から見た求める人材の種類に基づき、Know-who 支援システムは次の3種類に分類することができる(図1)。

第1は、今現在高い専門性を有する現役人材(これを Knows-it 人材と呼ぶ)を見つけるためのシステムである。従来の Know-who 支援システムの大半は、この Knows-it 人材を見つけることを目的としていた。例えば、他者からの口コミ情報に基づいた人物推薦を提供することで専門家を抽出する支援システム[2]や、疑問群とスキル群を用いることで知識の相互提供が成立する相手をマッチングさせるシステム[3]などがある。また、近年では、ユーザの人脈を有効活用するために名刺情報を利用するデータベース[4]なども提案されている。

第2は、今現在はある分野に関する専門的知識をほとんど有してはいないが、当該分野に対する強い興味を有しており、将来的に当該分野の専門家になることが期待できる人材(これを Will-know-it 人材と呼ぶ)を見つけるためのシステムである。Will-know-it 人材を見いだす試みとしては、提示した雑学情報への評価値で潜在的関心度が高い知識分野を抽出する支援システム[5]を、本稿筆者らのグループが構築した。この種の人材を見いだす際にも、本研究と同様に、自己開示の際の心理的負荷を軽減する必要があった。そこで、当時の人気バラエティ番組「トリビアの泉[6]」の

「へえボタン」という評価システムから着想を得た娯楽的手法を提案している。

第3は、過去に一定水準以上の専門性を持っていたにもかかわらず、今現在はその専門性を発揮できていない人材、すなわち杵柄人材(図1では Knew-it 人材)を見つけるためのシステムである。しかしながら、筆者らの知る限りにおいて、Knew-it 人材を見いだすための Know-who 支援システムに関する研究開発事例は、これまでのところ見当たらない。本研究は、この Knew-it 人材を見いだすことを目的としている点で、高い新規性を有する取り組みであると言えよう。

3. 提案手法

芸人の漫才や関西人同士の会話などにおいて、あからさまに間違っていたり、その状況に全く適していなかったりするセリフ、いわゆる「ボケ」が発された時、その不適切さや誤りを衝動的に指摘する「ツッコミ」が加わることで笑いが生まれる。また、日常生活の中でも、自身の既知情報に関して他者が誤ったことを発言したり、知ったような口ぶりをしたりすると、つい指摘や補足を挟みたくなる衝動に駆られてしまう。本研究では、この「既知情報(特に専門的な知識を有する情報)に関する誤りを見ると、つい指摘したくなる衝動」を利用することで、自己開示を促す

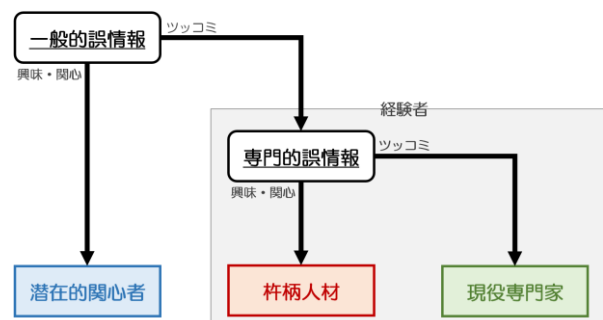


図2 提案手法の概要
 Figure 2 Outline of the proposed method

手法を考案した。衝動的なツッコミをさせることで、自己開示をする際に生じる心理的負荷が感じられにくくなることを期待している。

何らかの分野に属する知識やスキルに関連した「誤情報」を故意に与えることで、経験者のツッコミを誘発させるだけでなく、与える誤情報の種類とそれに対する応答レベルによって、人材を3種のパターンに分別できるのではないかと推測し、これらの仮説に基づいた杵柄人材の顕在化手法を考案した。手法の概要を図2に示す。

まず始めに、ある分野の経験者なら誰もが知っているような一般的知識に関連する誤情報（以下、一般的誤情報）を与える。一般的誤情報に対して、鵜呑みにしたり興味を示したりした者は潜在的関心者と判別し、一方でツッコミを入れた者は経験者と判別する。次に、例えばスポーツの新ルールなど、最近になって新たに加わったり、改正されたりした知識に関連する誤情報や、きわめて専門性の高い知識に関連する誤情報（以下、専門的誤情報）を与える。これらのような高度な知識は、現役の専門家しか知り得なかったり、杵柄人材が忘却していたりする可能性が高いため、専門的誤情報にツッコミを入れるか否かによって、現役専門家と杵柄人材を判別できると考えられる。

従来の Know-who 支援システムでは正情報のみを利用していた。これに対し、誤情報も活用することで人材発見を行う点が、提案手法の新規性となる。

4. 予備的調査

誤情報を与えることで、仮説通りに杵柄人材のツッコミを誘発できるのかどうかを検証するため、予備的調査を行った。この調査では、誤情報の例として先述の知ったかぶりを再現したく、被験者にとってあまり馴染みがないテーマを与えて自由会話をさせることにした。浅識なテーマに関する発言内容や話の流れを会話者に委ねることで、無意識的な知ったかぶりの発生を促し[6]、それに対する杵柄人材の反応を調査する。

まず被験者らに対して杵柄技能を問うアンケートを実施し、これを基に、被験者の中からなんらかの杵柄技能を有する人（以下 T 側）を数名選出した。それ以外の被験者（以下 S 側）には T 側の杵柄技能をテーマにした会話をしてもらった。一方、T 側にはリアルタイムで S 側の会話を観察させ、任意のタイミングで自由にコメントやツッコミを入れてもらうようお願いした。なお、T 側は S 側の会話自体には一切介入せず、S 側には T 側の存在を終始通知していない。また、どの被験者にも実験の狙いは一切教示せずに行った。

実験で得られた事例の一部を図3と図4に示す。図3は、テーマが吹奏楽の会話から抽出した事例である。S 側が抱えている、吹奏楽部で演奏される楽器のイメージに対して、T 側が具体的な楽器名を挙げながら否定している。このよ

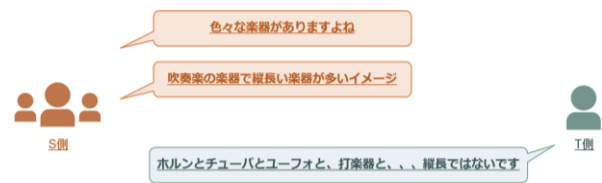


図3 事例 A (会話テーマ：吹奏楽)

Figure 3 Case A (Conversation theme: Wind music)

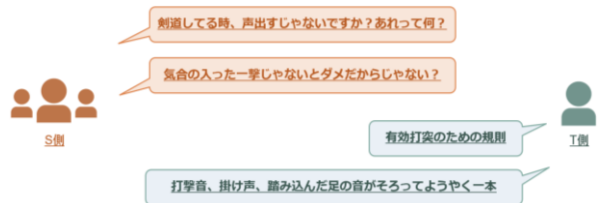


図4 事例 B (会話テーマ：剣道)

Figure 4 Case B (Conversation theme: Kendo)

うな、杵柄技能に対する正しくないイメージを修正したり、希薄な内容への補足をしたりする様子が多く見受けられた。図4は、テーマが剣道の会話から抽出した事例である。剣道の試合中の行為に関する S 側の会話に対して、T 側が経験から得た知識を提示している。このような、S 側の疑問や知ったかぶりによって、T 側の知識披露が誘発される場面も複数見受けられた。

S 側の会話の中では、伝聞や推定、疑問の表現で終わる発言が頻出していた。疑問に対する軽い回答や相槌も多く見受けられるが、それらの発言に対する指摘や訂正をしている場面はほとんど見受けられなかった。一方で、T 側は適宜ツッコミを入れて指摘しているため、誤情報で未経験者と経験者を判別することは可能であることが明らかとなった。

実験後、T 側の被験者に対してインタビューを行ったところ、「現役ではない技能の話でも、経験者なのでツッコミたくなることがよくあった」などの感想が述べられた。また、インタビューの結果より、本来のものとは異なる情報やイメージに対して、指摘意欲が最も大きく働いたことも判明している。

以上の結果から、提案手法で示した仮説通り、誤情報によって杵柄人材のツッコミを誘発できることが示唆された。ただし、この実験は先述の通り杵柄人材のツッコミが実際に誘発されるかどうかには注視して行ったものである。誤情報の種類による杵柄人材と現役専門家の判別に関しては、後述するシステム試用実験にて検証する。

5. Quondam Experts Finder

提案手法（図2）の杵柄人材判別が実際にうまくいくかどうかを検証する実験を行うために、先述の予備的調査から



図 5 QuEF の情報表示画面

Figure 5 QuEF information display screen

得られた結果に基づいた実験システム Quondam Experts Finder (以下 QuEF) の実装を進めている。

あらかじめ、さまざまな分野の杵柄人材や現役専門家から情報を聴取することで、経験者にしかわからない情報を収集し、QuEF のデータベースを構築した。QuEF の情報表示画面を図 5 に示す。画面中央のテキスト表示部に、データベースに登録されている情報が 1 つずつ重複なくランダムに選ばれて表示されていく。ユーザは、表示される個々の情報を読み、情報表示部の下に設置された応答ボタンから、その情報に対する自身の印象に最も近いボタンを押す。応答ボタンには、「ツッコミ」、「関心有」、「無関心」の意味を示す 3 種類が用意されている。本研究では、各々の文言について、筆者らによって汎用性が高いと判断された「んなアホな」、「へえ〜」、「あ、そう」という表現を試験的に導入した。これは、「関心有」のような無機質な言葉ではなく、あえて口語的な表現にすることで直感的な反応を引き出し、提案手法の精度向上を図るとともに、自己開示の際に生じる心理的負荷の軽減をも期待したためである。さらに、言葉の最後に絵文字を添えて視覚的情報も取り入れることで、言葉の解釈の曖昧さの減少を図った。いずれかの応答ボタンが押されると、情報表示部には新たな情報が表示される。ちなみに、図 5 に提示されている情報『『料理のさしすせそ』の『そ』はソースのことである。』は、一般的誤情報のため、「んなアホな」と応答すると、料理に関して一定レベル以上の知識や経験があると判断される一材料となる。

設問毎に押した応答ボタンの種類、および、ボタンを押すまでに要した時間は、全て記録される。分析時に、押されたボタンの種類だけでなく、ボタンを押すまでの応答に要した時間も併せて考慮することで、各々が保有する知識や技能の種類に加えて、その知識や技能に対して抱いている自信の度合いを併せて取得できるのではないかと期待している。

なお、Know-who システムであるから、最終的には求める人材を検索し、候補者を挙げるところまでを実装すべき

であるが、現時点でのシステムでは、基礎的なアルゴリズムの有効性評価を行うために必要となる、データベースからの情報提示とそれに対する評価入力を行うユーザインタフェース、および評価結果の収集・蓄積機能までのみ実装を完了している。

6. 試用実験

被験者 A~L の 12 名に QuEF を配布し、試用実験を行った。各被験者には、任意の場所と時間に、リラックスした状態で QuEF を使用してもらう。また、どの被験者にも実験の狙いは一切通知せずに行った。

試用実験では、誤情報 100 個と正情報 100 個から成る 200 個の杵柄技能情報を提示する。正情報を混ぜたのは、全ての情報を誤情報にした場合、使用途中で本研究の狙いを把握されてしまい、判別結果に支障をきたす恐れがあると考えたためである。誤情報と正情報をランダムで提示することにより、判別結果の正当性を向上させる。これらの 200 個の情報は、以下の 5 カテゴリに属しており、計 44 種類の分野で構成されている。ただし、今回は分野を問わず幅広い内容の杵柄技能情報を収集したため、分野によって得られた設問数に偏りがある。

1. スポーツ関連：水泳、バスケットボール、野球など
2. 音楽関連：吹奏楽、ピアノ、バイオリンなど
3. 技術関連：書道、プログラミングなど
4. 趣味関連：釣り、ゲーム、麻雀など
5. 知識関連：学問、料理、アニメなど

以下に用意した情報の例を示す。

例 1：野球の「長打率」とは、2 塁打以上のヒットを打つ確率の事である。

例 2：バンドのパートで P はピアノを指す。B はベース、Tb はタンバリンである。

ちなみに、どちらも一般的誤情報に該当する。

6.1 実験手順

試用実験の流れは以下の通りである。

- フェーズ 1：表示された情報に対する応答評価
- フェーズ 2：応答評価データの分析および技能の同定
- フェーズ 3：被験者に対するフィードバック調査

フェーズ 1 では、先述の通り、各被験者に 200 問の情報を提示し、各々についていずれかの応答ボタンを使って評価してもらう。フェーズ 2 では、フェーズ 1 で得られた応答評価データを分析する。長いブランクを経るなどして記憶が曖昧になっている人もいることを加味し、ある分野に関する一般的誤情報に「んなアホな」と応答した割合が 60% 以上、なおかつ一般的正情報に「んなアホな」と応答してしまった数がきわめて少ない人をその技能の経験者と見なすことにする。そして、専門的誤情報の応答評価と照らし合わせることで、「誰がどんな技能を経験したのか」、「杵柄人材と現役専門家どちらに該当するのか」を判別す

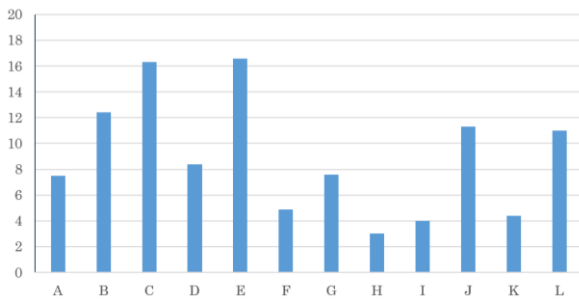


図 6 各被験者の1問あたりの平均応答時間 (総合)
 Figure 6 Average response time per question for each subject (total)

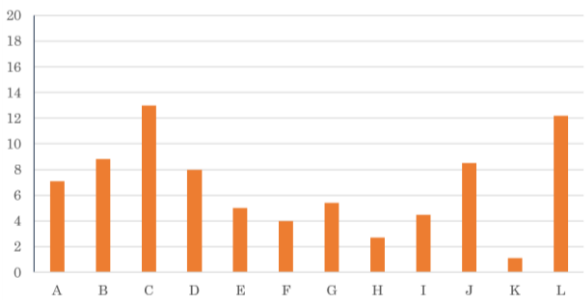


図 7 バスケットボールに関する情報に対する各被験者の1問あたりの平均応答時間
 Figure 7 Average response time to each piece of information on basketball for each subject

る。フェーズ3では、フェーズ2で同定した結果を各被験者に提示し、判別結果の精度に対するフィードバックをもらうことで、提案手法によって杵柄人材の顕在化に成功したかどうかを評価する。

6.2 実験結果と考察

(1) フェーズ1

提示したすべての情報に対して、いずれかの応答ボタンが押されるまでに要した応答時間の平均を、各被験者について図6に示す。総合すると1問あたりの平均応答時間は約8.9秒であった。これには情報の文章を読む時間も含まれているため、おおむね被験者の直感的な反応を得ることに成功したと判断できる。

杵柄人材の判別結果について、ここでは最も設問数が多かったバスケットボールの事例を挙げて紹介する。この技能に該当する情報は、誤情報と正情報が各々6問ずつの計12問あった。このうち、専門的誤情報として、改訂される前の旧ルールを投入し、正情報の一部に近年改訂された新ルールを投入している。バスケットボール関連の設問に対する、各被験者の1問あたりの平均応答時間を図7に示す。

(2) フェーズ2

応答評価データを分析した結果、被験者B, C, E, K, Lの5名が先述の判別基準を達成しており、バスケットボ

表 1 被験者の応答評価結果

Table 1 Evaluation results of each subject's responses

被験者	平均応答時間	一般的誤情報正答率	一般的正情報誤答数	専門的情報識別結果
B	8.9 秒	100%	1 問	×
C	13.0 秒	60%	1 問	×
E	5.0 秒	100%	0 問	○
K	1.1 秒	60%	0 問	×
L	12.2 秒	100%	2 問	×

ールの経験者候補として選出された。被験者毎の正答率と1問あたりの平均応答時間(バスケットボール関連の設問)を表1に示す。

被験者Kに関して、平均応答時間が1.1秒ときわめて短い時間で応答していたことが明らかになっており、他の被験者より圧倒的に短い時間で応答していたことが図7からも伺える。そのため、設問の内容を把握し終わる前に応答ボタンを押してしまっていた可能性がきわめて高いため、判別対象から除外した。

次点で平均応答時間が短かったのは被験者Eの5.0秒である。被験者Eは、杵柄技能情報総合での平均応答時間は全被験者中最も長かったが、バスケットボール関連の設問では大幅に短縮していたことが図6と図7から伺える。そのうえ、一般的誤情報と正情報の識別率が100%を記録していたため、バスケットボールに対する造詣の深さが見受けられた。

一方、被験者Cは経験者と判別された中で平均応答時間が最も長い13.0秒であり、一般的誤情報の正答率は60%となったが、バスケットボールに関連する全設問に対して「んなアホな」と「へえ〜」で応答していた。したがって、バスケットボールに対する関心度の高さが見受けられる結果となった。

専門的な正情報および誤情報について、被験者Eのみが旧ルールと新ルールの識別に成功していた。先述の応答時間の短さや正答率の高さからも、被験者Eはかなり習熟度の高い現役専門家であると推測される。一方、他3名は専門的な情報に対して、正・誤を問わずいずれも「へえ〜」と応答していたため、杵柄人材あるいはそれに近い存在であると判断した。

(3) フェーズ3

フェーズ2にて経験者と判別された被験者B, C, E, Lの4名に、フィードバックとインタビューを行った結果、被験者Eは昔から今に至るまで長期間継続し積極的にプレイしているKnows-it人材であることが判明した。そして、被験者BとLは、過去に部活動などで積極的にプレイしていたが、現在は一線から退いている、あるいはプレイする頻度が減っている杵柄人材(Knew-it人材)であることが判明した。これらの結果から、提案手法で掲げた通り、2

種類の誤情報に対する反応によって杵柄人材と現役専門家を判別できる可能性が示唆された。

一方、被験者 C は、今まで経験はほとんどなかったが最近積極的にプレイするようになったとのことで、潜在的関心者に近い存在であることが判明した。先述の応答評価結果や応答時間からも「関心度が高く、発展途上のスキルを持つ Will-know-it 人材」であることが読み取れた。

これにより、QuEF を使用することで、杵柄技能だけでなく技能そのものの習熟度まで顕在化できる可能性があることが示唆された。ちなみに、未経験者と判別した被験者達にもインタビューを行ったところ、「あまり経験したことがない」、「体育の授業や遊び程度でしか経験していない」とのことだった。したがって、未経験者と経験者の判別にも成功しており、バスケットボール関連の設問において、試用実験にて設定した判断基準はおおむね適切なものであったと言える。

(4) 応答ボタンの用途

フェーズ 3 が終わった後、3 種類の応答ボタンの用途に関してインタビューを行った。結果はおおむね以下の通りである。

- 「んなアホな」
 - ・それは違うと判断したとき
 - ・それはあり得ないと感じたとき
- 「へえ〜」
 - ・未知の情報に対して興味を持ったとき
 - ・既知未知問わず、情報に対して興味を持ったとき
- 「あ、そう」
 - ・正しいと感じた情報を適当に流したいとき
 - ・情報に対して全く興味を持たなかったとき

絵文字の効果もあり、これら 3 種の応答ボタンの文言は、筆者が意図していた通りに解釈されていたようである。特に「んなアホな」は、主に関西圏で用いられる言葉と言えるため、導入する際に若干の懸念があったが、被験者の出身地によって馴染みの有無はあれども、解釈や使用の面で支障は見受けられなかった。一方、「へえ〜」と「あ、そう」に関しては、解釈が同じでも被験者によって使い分け方に個人差があり、応答評価結果からもその傾向が見受けられた。

6.3 課題

試用実験では、扱う杵柄技能情報の分野を幅広いものとしたが、各々の設問数に偏りが生じていた。その結果、最も設問数の多かったバスケットボールでは杵柄人材の顕在化に成功したが、設問数の少ない他分野ではうまく顕在化されないこともあった。それゆえ、杵柄技能の顕在化にあたっては、各分野の設問数は一定数以上であることが望ましい。しかし、設問数の増加に比例して、実験の狙いが被験者に把握されてしまう可能性も高まるため注意が必要である。同じ分野の設問が多数提示されていることが被験者

に把握されてしまった場合、QuEF の使用に対する作業感や煩わしさを喚起し、本研究における娯楽性が損なわれることが危惧される。

7. 本実験

試用実験で得られた結果や課題を基に、提示する杵柄技能情報を見直し、試用実験時とは異なる被験者 26 名に新たに QuEF を配布して本実験を行った。試用実験同様、各被験者には任意の場所と時間に、リラックスした状態で QuEF を使用してもらった。実験が終了するまで、実験の狙いは一切通知していない。

試用実験同様、本実験でも誤情報 100 個と正情報 100 個から成る 200 個の杵柄技能情報を提示した。ただし、本実験では提案手法の有効性をより詳細に検証するため、提示する情報を被験者の傾向に合わせた 7 分野に絞った。このため、本実験で提示する 200 問の情報は、7 種類の分野に属する 140 問と、どの分野にも属さない 60 問で構成した。情報の分野数を絞ったうえに各分野の設問数が大幅に増えたことで、実験の狙いが被験者に把握されやすくなる可能性がある。そこで、この影響を緩和するために、後者の 60 問をカモフラージュとして追加した。また、ユーモアのある情報も投入することで、仮に実験の狙いが把握されてしまった場合でも QuEF の娯楽性が損なわれないよう配慮した。

以下に、設定した 7 つの分野を示す。

- ・バスケットボール関連
- ・サッカー関連
- ・テニス関連
- ・陸上競技関連
- ・吹奏楽関連
- ・麻雀関連
- ・料理関連

上記 7 分野は、全て誤情報 10 問と正情報 10 問から成る計 20 問ずつで構成されている。また、残りの 60 問は誤情報 30 問と正情報 30 問で構成されており、さまざまな分野の情報が含まれているが、杵柄人材の判別には利用しない。

以下に用意した情報の例を示す。

例 1: 「吹奏楽コンクールの地区大会で金賞、銀賞、銅賞を獲得した上位 3 校のみが全国大会に出場できる。」

例 2: 「麻雀の役は 12 枚の手牌で作られる。」

ちなみに、どちらも一般的誤情報に該当する。

7.1 実験手順

まず、QuEF を使用して、各被験者に 200 問の情報を提示し、各々についていずれかの応答ボタンを使って評価してもらった。全設問への評価終了が確認でき次第、被験者に順次アンケートを送付し、回答をお願いした。最後にアンケートの回答結果と応答評価データの分析結果を照合す

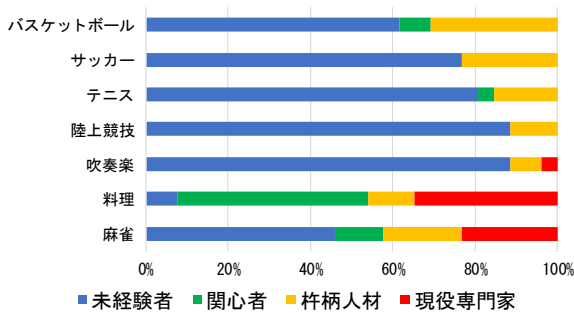


図 8 分野毎の経験レベルの割合

Figure 8 Distributions of experience level for seven fields

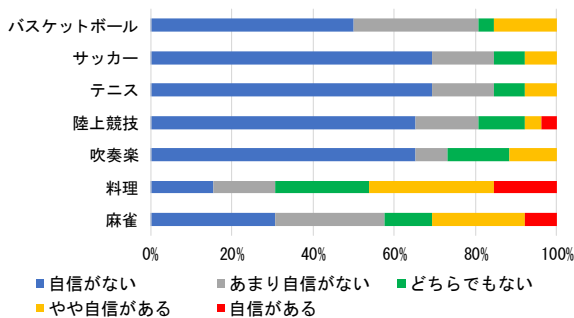


図 9 分野毎の自信度の割合

Figure 9 Distributions of confidence level for seven fields

ことで、提案手法の有効性を検証した。

試用実験では、あらかじめ設定された判断基準をもとにして応答評価データの分析や人材の顕在化を個々に行った。一方、本実験では、アンケートの回答結果から被験者を技能経験レベル別に区分する。経験レベル毎の応答評価の割合を算出することで、人材が顕在化可能かどうかを総合的に判断する。

7.2 実験結果

(1) アンケート結果

アンケートでは、主に分野毎の経験レベルや自信度などについて尋ねた。

まず、分野毎の経験レベルの割合を図 8 に示す。期間や熟練度は各々で異なるが、経験者はどの分野にも一定数存在している。ちなみに、「関心者」とは、その技能を最近始めたばかりの人を指す。技能の修練を始める形で関心が表出化されているため、先述の「潜在的関心者」には該当しない。図 8 をもとに、各被験者を分野毎に「未経験者」、「杵柄人材」、「現役専門家」、「関心者」の 4 種類の人材群に区分した。一般的に、ある技能に関する知識量やスキルの習熟度は高い順に現役専門家、杵柄人材、関心者、未経験者となる。

次に、分野毎の自信度の割合を図 9 に示す。多くの人が

技能に対して消極的に捉えており、図 8 と比較すると、自信が無いとしている被験者の中に経験者もある程度属していることが伺える。提案手法によって「経験はあるのに自信はない技能」が表出化されることが望まれる。

(2) 応答評価の分析結果

総合すると、1 問あたりの平均応答時間は 16.7 秒であった。しかし、最も時間を要した被験者と次点の被験者の平均応答時間に約 210 秒もの時間差が生じてしまっていたため、最も時間を要した被験者のデータを除いて再度算出した結果、総合の平均応答時間は約 8.0 秒となった。また、試用実験と本実験の実施環境は同じであったが、本実験にて得られた応答評価データには幾らか個人差が見受けられた。例えば、設問によって応答時間が数分～数十分かかっている、過半数の設問に対し 1 秒未満で応答している、90% の設問に対して同じ応答ボタンが押されている、などが挙げられる。ごく一部ではあったが、これらの記録は本実験において外れ値に該当するため、以下ではこれらの外れ値データを除いて分析する。

一般的誤情報に対する応答評価の割合を、図 8 に示した人材毎に表したグラフを図 10 に示す。「んなアホな」と応答した人の割合は、高い順に、現役専門家、杵柄人材、関心者、未経験者となっており、人材毎の知識量や習熟度の傾向に準じていることがわかる。また、関心者と未経験者の双方において、「へえ～」と応答した人の割合が過半数を占めている。これらの人材は現役専門家や杵柄人材より未知な情報の割合が増えるため、「へえ～」と応答する割合が比例して増えていることが推測される。さらに、関心者だけでなく、未経験者の中に潜在的関心者がいることも示唆されている。

専門的誤情報に対する応答評価の割合を人材毎に表したグラフを図 11 に示す。「んなアホな」と応答した人の割合は現役専門家が抜きに出て高い結果となった。杵柄人材と比較してもその差は明らかであり、提案手法で掲げた、専門的誤情報による杵柄人材と現役専門家の判別が十分に可能であることが示されている。今回、専門的誤情報の設問数は少なめであったため、設問数を増やすことで更なる制度の向上が期待できる。また、「へえ～」と応答した人の割合は関心者が最も高い結果となった。技能に対する関心が既に表出化されているため、より専門的な情報へも目が向けられていることがわかる。

7.3 考察

以上の結果から、総合的に見ても提案手法の有効性が示されたと言えるだろう。知識量や習熟度といった人材群の一般的な性質に「んなアホな」、「へえ～」の応答率が準じており、中には「自信がない」と回答した技能で高い正答率を記録した被験者事例も複数見受けられた。つまり、直接聞き出す形では表出化されにくい杵柄技能も、提案手法によって表出化されやすくなることがわかった。しかし、

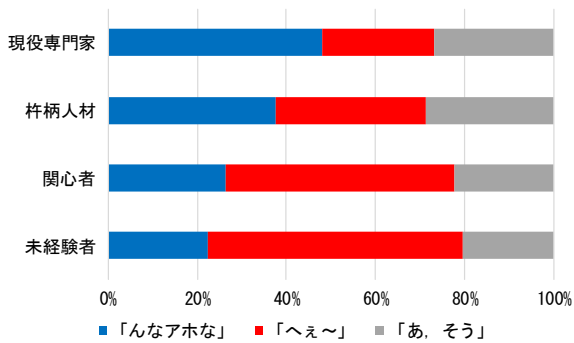


図 10 一般的誤情報に対する人材種別毎の応答評価の割合

Figure 10 Distribution of response types to pieces of common incorrect information by four types of the subjects

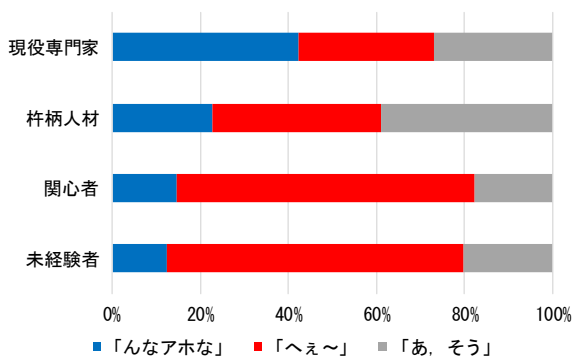


図 11 専門的誤情報に対する人材種別毎の応答評価の割合

Figure 11 Distribution of response types to pieces of specialized incorrect information by four types of the subjects

技能によっては改善の余地があることも示唆されている。対象となる分野や、情報の内容によって判別結果が左右される可能性も否めない。

実験終了後、インタビューを行ったところ、「設問の内容が面白くて、思わず笑ってしまった。雑学王を目指して、勉強しようかと一瞬考えた」や「知っていそうで知らないことが沢山あり、その分野のことを調べたり、その技能の経験者と話をしてみたくなったりした」といった感想が得られた。これらの感想から、QuEFによって一定の娯楽性を提供できていると言うことができよう。特に、後者の感想からは、提案手法によって経験者と未経験者のマッチングへと繋げられる可能性も伺え、Know-who 支援手法としての将来性が示唆されることとなった。

また、QuEFの応答ボタンに対して、「「あ、そう」ボタンは少し淡泊に感じて押しづらいものがあった。」や「基本的に、知っていることであっても、「あ、そう」と流すことはあまりしたくない。感覚的には「そうだね」と答えたかった。」など、複数の意見や要望を受けた。主に無関心を

意味する「あ、そう」に関するものが多く、これらの意見を参考にし、より適切な文言へと改良していくことによって、特に今回は十分に分離できなかった、関心者と未経験者の分離精度を向上できるのではないかと考えている。

8. おわりに

本稿では、誤情報を与えて指摘意欲を触発させることで、潜在的関心者と杵柄人材と現役専門家の3種の人材に区分することを提案し、検証実験、試用実験、本実験を行うことでその有効性を検証した。結果として、おおむねその有効性が示された。

本研究では、対象を学生とし、部活動や趣味に関連するような技能に注視したため、知識量や習熟度、経験内容の個人差が大きく、分析結果の標準偏差の値も大きく現れる結果となった。しかし、本来の目的である企業活動に関する知識やスキルに注視して、提案手法を活用すれば、より精度の高い結果が現れるのではないかと期待する。

3種の応答ボタンについては、試験的に導入した文言も有効ではあったが、複数の意見や要望を受けることとなった。とくに「関心有」と「無関心」に該当する応答ボタンの用途には個人差があることが見受けられたため、関連研究のようにこれらの応答評価値を細分化させることができれば、技能に対する純粋な潜在的関心度のレベルも量れるようになると推測する。

今後の課題として、適切な設問数や文言を追求すること、提示する情報の内容や文章の表し方を吟味すること、より質の高いシステムを開発することで提案手法の精度向上に取り組むことを挙げて、結論とする。

謝辞 実験にご協力いただいた被験者の皆さまに感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Goo 国語辞書：昔取った杵柄,
<https://dictionary.goo.ne.jp/jn/214613/meaning/m0u/>
 (2019/02/11 参照)
- [2] 竹端和歩 他「Know-Who マネジメント支援システムのフレズムワークに関する新提案」(北陸先端科学技術大学院大学, 2003)
- [3] 野村恭彦 他「知識の相互提供を促進する潜在ソーシャルネットワーク探索手法」,『情報処理学会論文誌データベース』Vol.46, 2005, pp.72-81
- [4] 井上林太郎 他「RDFを用いた名刺情報の構造化による人脈マネジメントシステムの提案」(関西大学, 2014)
- [5] 大月敬史 他「投機的 Know-Who 支援システムのための潜在的関心の抽出手法」(北陸先端科学技術大学院大学, 2006)
- [6] フジテレビ：トリビアの泉, https://www.fujitv.co.jp/b_hp/trivia/
 (2019/2/15 参照)
- [7] 土戸敏彦「くふり」の特性とその教育哲学的意義」,『神戸常盤大学紀要』第8号, 2015, pp.45-52