

「国民生活研究」第 60 巻第 1 号 (2020 年 8 月)

[論 文]

高齢者の特殊詐欺抵抗力判定ルールの修正の試み

渡 部 諭*

-
1. はじめに
 2. 高速儉約ヒューリスティックと FFTrees
 3. データの準備
 4. 分析 1
 5. 分析 2
 6. 考察
-

1. はじめに

特殊詐欺という犯罪に対して心理学からアプローチを行った研究はほとんど見られない。特殊詐欺が犯罪であることは疑いもないが、その被害防止策を考える時に、犯罪としての視点だけではなく、被害者である高齢者の認知機能との関連性を考えることが重要である。即ち、詐欺被害防止のために、従来の注意喚起とは異なる認知的なアプローチの必要性が提唱されている¹⁾。

われわれが判断や意思決定を行う時、それ程時間をかけずに直感的に意思決定を行う場合と時間をかけて論理的によく考えて判断を下す場合の 2 種類があることが明らかにされてきた²⁾。前者をシステム 1、後者をシステム 2 と呼ぶ。たとえば、昼食に何を食べようかと考える時に、じっくり時間をかけてあらゆる条件を吟味して決めることは通常はしない。ところが、自分の受験する志望校を決めなければいけない時に、直感で大雑把な決め方をするのはしない。このように、われわれは意思決定場面に応じてこの両者を使い分けている。

システム 1 を用いると時間を要しないで結論が得られることはメリットであるが、必ず

*わたなべさとし (秋田県立大学総合科学教育研究センター 教授)

しも正解に至る保証がないことがデメリットとして挙げられる。一方、システム 2 を用いると、正解に至る可能性は高いが、時間を要する上に、記憶や思考という認知資源を多く使うということがデメリットとして挙げられる。たとえば、自分が住んでいる町で一番おいしいラーメン店を知りたい時、ラーメン通の友人に聞いたり、行列のできるラーメン店を見つけることはシステム 1 を使っていることになる。この時、おいしいラーメン店を一応知ることはできるが、その店が町一番の店であるかはわからない。一方、町中の全てのラーメン店を食べ歩いてうまかった順に序列を付けて、一番になった店を見つけるのはシステム 2 である。この方法であれば確実に町一番の店を見つけることができるが、時間と費用の点で実現が困難である。

このように、システム 1 には正解や最適解に至る保証がないという欠点があるが、もう一つ重要な欠点として、詐欺に対する脆弱性の原因になることが挙げられる。上述のように、システム 1 は、謂わば経験知を用いた判断である。時間をかけないで意思決定を行うために、論理的に考えるのではなく自分の持っている経験知やコツ、自分なりの工夫などに頼ることになる。この時の経験知やコツをヒューリスティックという。ヒューリスティックに頼る判断を行う時、そこには判断の偏りやバイアスが生じる。これは高齢者に限らず若年者にも見られることであり、たとえばフレーミング効果は典型的な現象である^{3)、4)}。ヒューリスティックを用いる時、必然的に判断のバイアスが生じ、正確な意思決定とは異なる過程をたどることになり、これが詐欺犯に付け込まれる心のスキ、即ち詐欺脆弱性になると考えられる。

そこで、認知心理学を応用することによって謂わば潜在的な特殊詐欺被害者とも言える高齢者の詐欺脆弱性を測定し、併せて脆弱性が高い高齢者に対して適切な対応を行う活動としてわれわれのプロジェクトが開始された。このプロジェクトは国立研究開発法人科学技術振興機構 (JST) 社会技術研究開発センター (RISTEX) の戦略的創造研究推進事業 (社会技術研究開発) 「安全な暮らしをつくる新しい公／私空間の構築」研究開発領域の平成 29 年度プロジェクトとして採択され、「高齢者の詐欺被害を防ぐしなやかな地域連携モデルの研究開発」(以後 RISTEX プロジェクトと呼ぶ) として開始した (社会技術研究開発センターの当プロジェクトのページは次のサイトである。https://www.jst.go.jp/ristex/pp/project/h29_5.html。またプロジェクトのウェブサイトは https://defrec.jp/ である)。

このプロジェクトでは、認知的アプローチの立場から、高齢者の特殊詐欺脆弱性と関連する認知機能の特性を測定する質問項目を作成し、特殊詐欺抵抗力判定アプリ (https://app.defrec.jp/) として提供してきた。そして、このアプリを用いて、特殊詐欺脆弱性が高い高齢者、逆に言えば、特殊詐欺抵抗力の低い高齢者を判別し、その高齢者に対して詐欺抵抗力を強化する活動を行っている⁵⁾。

このアプリは、デモグラフィック質問項目の他に、種々の認知機能を測定する質問項目から構成される。これらの質問項目に回答することによって、特殊詐欺の 4 罪種 (オレオレ詐欺、架空請求詐欺、融資保証金詐欺、還付金等詐欺) について抵抗力がそれぞれ 100 点満点で求められ、抵抗力得点が 60 点以下は「危険」、61 ~ 90 点が「注意」、91 点以上が「安全」として表示される。

詐欺抵抗力得点は、アプリの中の各質問項目に対する回答から、われわれが開発した詐欺抵抗力判定式によって求められる。そして、質問項目に対する回答に対応したアドバイスが表示される。たとえば、詐欺抵抗力得点が 65 点であり、質問項目の中の 1 項目「私には親友と呼べる友人がいる」に対する回答が否定的であり、これが詐欺抵抗力得点 65 点に影響しているとする。この時は、「(詐欺に遭わないようにするために) 親友と呼べる友人を作りましょう」というようなアドバイスが表示される。アプリの判定画面を図 1 に示す。

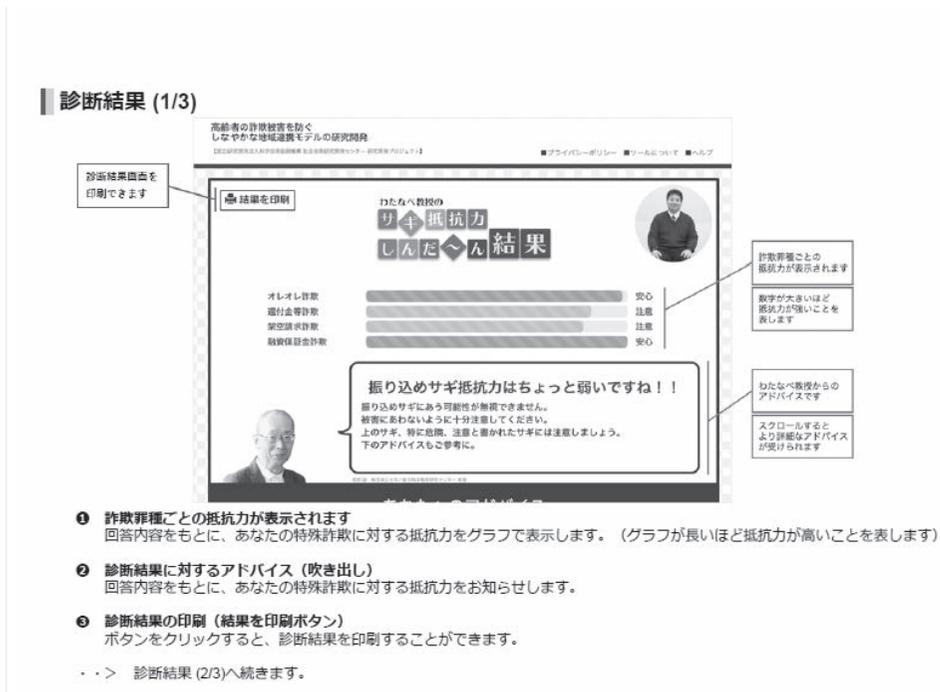


図 1 詐欺抵抗力判定アプリの判定画面

このアプリは、既に世の中に多数存在する特殊詐欺被害への遭いやさを単にチェックするチェックリストとは異なる。これまでのチェックリストには、たとえば「警察官からお金を引き出すように言われたことがあるか」というような質問に回答を求めるものが多かった。即ち、肯定的な回答を行う質問項目の個数が詐欺被害に遭う可能性と比例するような質問項目を用意し、肯定的な回答数を求めて詐欺被害に遭う可能性を求めるものである。このようなチェックリストは高齢者であってもわかりやすく回答しやすい半面、次の 2 つの欠点がある。1 つは、チェックリストが高齢者であってもわかりやすいということは、質問の意図が読めるために意図的に嘘の回答や自分に有利な回答をすることができるということである。即ち、チェックリストの質問項目の意図が理解できるために、意図的に自分にとって望ましい回答を行ってもわからないので、真実の回答を把握することができないこともあるのである。2 つ目の欠点は、チェックリストの科学的な根拠が不明な点

である。いかなるチェックリストであっても、高齢者の詐欺被害の遭いやすさを判定するのであるから、常識的なレベルを超えた科学的な根拠を有する判定ツールであることが望ましい。ところが、現在用いられているチェックシートの中で科学的な根拠や妥当性のエビデンスを示しているものはほぼ皆無である。これに対して、われわれが作成した詐欺抵抗力判定アプリでは、チェックシートとは異なり、一見して詐欺とは関係のない質問項目を用意しているため、質問の意図が読みづらく、したがって、回答者が意図的に自分に有利な回答を行うことができない。また、アプリで採用した詐欺抵抗力判定式は、われわれが過去 20 年に亘って行ってきた高齢者対象の詐欺脆弱性調査データの分析に基づいている。以上より、われわれが作成した詐欺抵抗力判定アプリは、チェックシートの 2 つの欠点を克服していると言える。

RISTEX プロジェクトで開発したアプリの妥当性・精度については、以下のように考える。このアプリを複数の場所で回答してもらい、実施場所毎の詐欺抵抗力得点の分布を求めたとする。アプリ回答者の中には、詐欺被害に遭った者、遭いそうになった者、それに詐欺に遭ったことがない者が恐らく多数混在する。そして、これらの者の割合はアプリの実施場所によらずほぼ同一になるものと思われる。何故ならば、特殊詐欺被害者数に関して狭い地域での空間的な相関が存在するという報告はないからである。したがって、ある程度のデータ数が確保できれば、アプリによって計算される詐欺抵抗力得点の分布もアプリの実施場所によらずほぼ同一になると思われる。予想に反して、アプリの実施場所によって詐欺抵抗力得点の分布が異なる形をしていれば、アプリの精度に疑問が付くことになる。そこで、2019 年 2 月 28 日に収集した秋田市シルバー人材センターと、同年 2 月 21 日に収集した青森市のシルバー人材センター会員の詐欺抵抗力得点の分布を確認する。秋田市及び青森市シルバー人材センターの詐欺抵抗力得点分布をそれぞれ図 2 と図 3 に示す。この 2 地域の得点分布を比較すると、ほぼ同一な分布であることがわかる。このことより、アプリの妥当性を与える証拠の 1 つが示されたと言える。

図 2 と図 3 から明らかなように、詐欺被害に遭った経験がない回答者の詐欺抵抗力得点分布は得られたが、詐欺被害者の得点はどのような分布になるであろうか。もし、詐欺被害者の得点分布に、詐欺被害に遭ったことがない者と異なる特徴的な点が認められるとするならば、その情報をアプリに機能追加することによって詐欺被害者の判別も可能となり、アプリの精度が更に高くなることが期待される。実は、A 警察署の協力によって特殊詐欺被害者のアプリデータを収集することができた。そこで、この詐欺被害者もアプリで採用した詐欺抵抗力判定式によって正確に判定できることが望ましい。ところが、アプリで採用した詐欺抵抗力判定式を作成した時には詐欺被害者データは入手しておらず利用できなかった。そのために、この判定式によって特殊詐欺被害者の判定が正確にできることは期待できない可能性が高い。そこで、今回収集された詐欺被害者のデータを用いることによって、特殊詐欺被害者を正確に判別できる判定式を導出することが本論文の 1 つ目の目的である。また、現時点の判定式が特殊詐欺被害者の判定に成功しなかったとしても、これはアプリの欠点というより、アプリ作成時に入手が不可能であった詐欺被害者データが新たに収集されたことにより、新しい判定式を開発してアプリに機能追加することによって判

定式の精度の向上につながる契機と考えることができる。

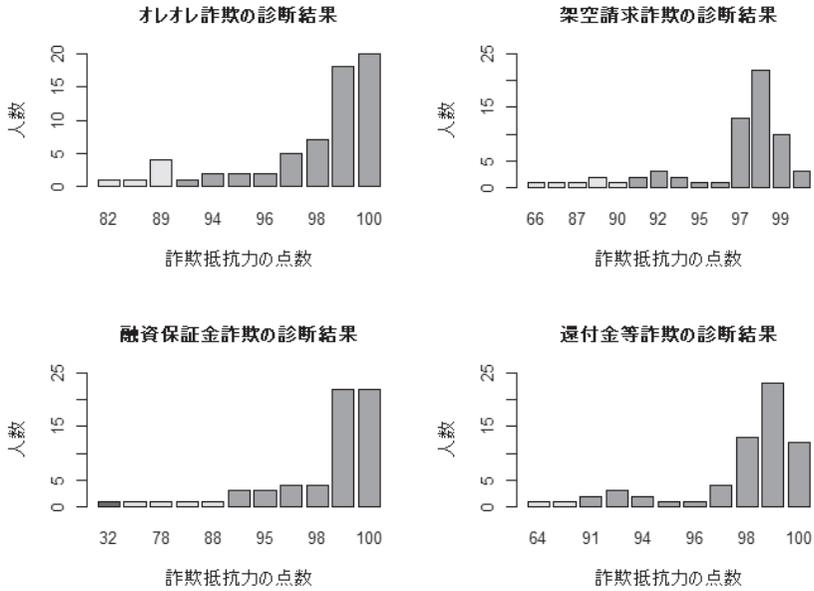


図 2 秋田市シルバー人材センター会員の詐欺抵抗点得点分布

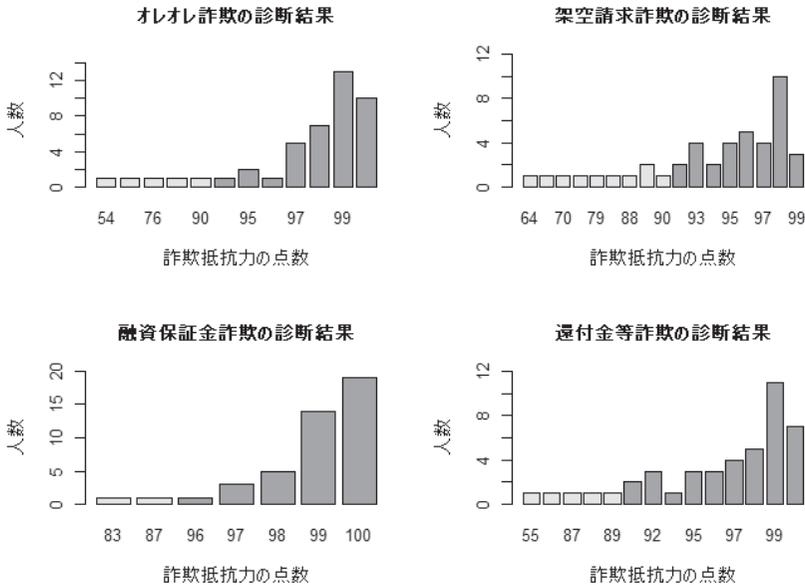


図 3 青森市シルバー人材センター会員の詐欺抵抗点得点分布

2. 高速儉約ヒューリスティックと FFTrees

人間の判断や意思決定が期待効用最大化の原理に従うとする伝統的な考え方に対して、期待効用最大化の原理からの逸脱に焦点を当てる 2 つのアプローチが存在する。1 つは、Tversky, A. と Kahneman, D. の一連の研究である。彼らは、期待効用最大化の原理から逸脱する意思決定の具体的な姿として、種々のヒューリスティックを発見した^{6), 7)}。これは、Simon, H. の提唱した限定合理性の発現としての 1 つの形と見ることができる⁸⁾。もう 1 つのアプローチは、高速儉約ヒューリスティックの提唱である⁹⁾。高速儉約ヒューリスティックの定義は、「最小限の時間・知識・計算によって現実環境における適応的決定を行う」ヒューリスティックである¹⁰⁾。Tversky と Kahneman が期待効用最大化の原理からの逸脱を典型的なヒューリスティックとして抽出したのに対して、Gigerenzer 達の高速儉約ヒューリスティックは、情報探索時の時間や計算の節約に注目したものであると言える。また、Tversky と Kahneman がヒューリスティックに対してそれ程積極的な価値を置かないのに対して、Gigerenzer 達はヒューリスティックを用いた結果が時には合理的で規範的な方法で得た結果に勝ることを発見している点も異なる^{11), 12)}。

高速儉約ヒューリスティックが理論的基盤に置いているのが生態学的合理性である。われわれは日々変化する日常場面の中で意思決定をしなければならない。そのような環境に対応するために、節約的な情報探索や計算の軽減を図らなければならない。そのようにして行われる種々の判断や意思決定を高速儉約ヒューリスティックと総称する。即ち、高速儉約ヒューリスティックは、環境に適応した意思決定を行うためのツールであり、その意味で生態学的合理性を持つのである。

高速儉約ヒューリスティックには具体的に recognition や take-the-best、satisficing などのヒューリスティックが含まれ、日常の様々な状況において用いられる¹³⁾。Tversky と Kahneman がヒューリスティックを規範的な意思決定との比較で論じており、ヒューリスティックの効用については肯定的な価値を置いていないのに対して、Gigerenzer 達はむしろヒューリスティックに対して積極的な価値を置いている。既述したように、本研究では高齢者の特殊詐欺被害の原因の 1 つをヒューリスティックの使用に求めており、Tversky と Kahneman の立場に近いと言えるが、アプリデータの分析には、むしろ Gigerenzer 達が提唱する高速儉約ヒューリスティックの方が適していると考えられる。その理由は、後述するように特殊詐欺被害者のデータはそれ以外の者のデータと比較してかなり異なる特徴を示す。アプリで採用した詐欺抵抗力判定式を作成する時に特殊詐欺被害者データが利用できたのであればまだしも、詐欺抵抗力判定式を作成する時点で入手不可能であったかなり異質な詐欺被害者データの判定を事後に行っても、正確な判定を期待することは難しいと思われる。そのような場合に、柔軟な情報の利用が可能な高速儉約ヒューリスティックを用いて詐欺抵抗力判定式の再検討を行うならば、良い結果が期待できると考えられる。

高速儉約ヒューリスティックの前提として、(1) 決定に関連する手掛かりが妥当性の高い順にわれわれの心内に存在し、(2) われわれはその手掛かりを妥当性の高い順に系列的に探索し、(3) 選択肢が決定した時点で探索は終了することの 3 点が挙げられる¹⁴⁾。

そして、高速儉約ヒューリスティックの前提を埋め込んで作成される決定木が FFTrees である。FFTrees は、ノード (node)、枝 (branch)、葉 (leaf) から構成される。ノードからは必ず 2 本の枝が出ており、それぞれの枝の先にはノードかまたは葉がそれぞれ 1 個付いている。但し、FFTrees の中の唯 1 個のノードには、そこから出ている枝の先には 2 個の葉が付いている。ノードは判断の条件に該当し、葉は判断の結論に該当する。葉に到達することは FFTrees を脱出することを意味するため、葉は FFTrees の出口である。FFTrees では、一番上のノードから出発し、判断の条件に応じて枝を通ることによって分岐しながら順次下のノードに到達し、そのノードの判断の条件に従ってまた分岐する。このように、枝を伝いながらノードに到達するたびに判断を繰り返しながら進む¹⁵⁾。

FFTrees には、決定木を作成する以外に種々の機能が付いている。まず、決定木の決定結果に関する混同行列に伴って、決定の精度の指標として sensitivity、specificity、accuracy、weighted accuracy (この特別な場合として balanced accuracy) が用意されており、weighted accuracy は FFTrees の計算アルゴリズムでも用いられている。sensitivity と specificity は両立することが不可能な指標であるので、この両者のトレードオフを表す ROC 曲線が用意されている。FFTrees も高速儉約ヒューリスティックの 1 つであるので、高速性の指標として mean cues used が、また儉約性の指標として percent cues ignored が用意されている。更に、FFTrees のアルゴリズムの 1 つである fan アルゴリズムのパラメータを変えながら作成した決定木の上位 7 個と他の判定手法 (標準的な決定木、ロジスティック回帰、ランダムフォレスト、サポートベクターマシン) とを ROC 曲線で比較した図も表示可能である。

詐欺抵抗判定アプリで採用した詐欺抵抗判定式は、ロジスティック回帰分析を用いて求めた偏回帰係数を用いて作成された。ロジスティック回帰式は変数の 1 次式であるので、意思決定方略上は補償的方略に該当する。一方、FFTrees ではあるノードに到達し、その判断条件によってノードから延びた枝に従って進んで行くために、別の枝に付いているノードや葉に到達することはない。即ち、別の枝に付いているノードの判断条件を検討することはない。したがって、FFTrees は非補償的方略に該当すると言える。このように、FFTrees は一般的にはロジスティック回帰式よりも少ない条件を用いて判断を下す。ところが、少ない情報を用いて下す判断が、より多くの情報を用いて下す判断より勝っているというのが高速儉約ヒューリスティックの醍醐味である¹⁶⁾。また、高速儉約ヒューリスティックの方が回帰モデルより予測力の点で勝っているのは、小標本の場合に特に当てはまる¹⁷⁾。当然のことながら、特殊詐欺被害者は全人口に比べ極めて少数である。したがって、特殊詐欺被害者のデータという小標本について、ロジスティック回帰式よりも高速儉約ヒューリスティックの FFTrees の方が詐欺抵抗力の判定を正しく行うことができる可能性が出てくる。この点を検討することが本研究の 2 つ目の目的である。

3. データの準備

本研究は、RISTEX プロジェクトで収集した各種データを用いた。

問 7 あなたご自身のことについてうかがいます。次のそれぞれの間について、あなたに最もよく当てはまる答えを 1 つ選んでクリックしてください。	当てはまらない	少し当てはまる	だいたい当てはまる	当てはまる
A 自分は詐欺に遭わない自信がある	1	2	3	4
B 知らない人が訪ねてきたら、彼らの話を聞かないようにしている	1	2	3	4
C 不満があっても相手に押し切られてしまう	1	2	3	4
D 電話がなったら、すぐに受話器を取る	1	2	3	4
E うまい話に興味がある	1	2	3	4
F 相手の話を怪しいと思っても、良い方向に考える	1	2	3	4
G 知らない人に強い口調で言われると、怯えてしまう	1	2	3	4
H 自分だけ褒められたり、特別な待遇を受けると嬉しくなる	1	2	3	4
I お金に関する相談をすることは、家族や友人の信用を失いそうで不安である	1	2	3	4

図 5 詐欺場面における行動特性項目

問 8 あなたご自身のことについてうかがいます。次のそれぞれの間について、あなたに最もよく当てはまる答えを 1 つ選んでクリックしてください。	そう思わない	あまりそう思わない	ややそう思う	そう思う
A 将来、私の人生にはいろいろな機会が待っていると思う	1	2	3	4
B 私はこれからも将来のために自分の人生の目標をたてると思う	1	2	3	4
C 私の将来は、いろいろな可能性に満ちていると思う	1	2	3	4
D 私の人生は、これから楽しくなると思う	1	2	3	4
E 私の人生は無限の可能性を秘めていると思う	1	2	3	4
F 私はこれからも自分でやりたいことができると思う	1	2	3	4
G 私の人生には、新しいことを始める時間が十分にあると思う	1	2	3	4
H 自分に残された人生では、自分のやりたいことをやろうと思う	1	2	3	4
I 自分で、「自分の将来の限界が見えている」と思う	1	2	3	4
J 自分の人生に残された時間を意識するようになった	1	2	3	4

図 6 未来展望項目

問 9 あなたご自身のことについてうかがいます。次のそれぞれの間について、あなたに最もよく当てはまる答えを 1 つ選んでクリックしてください。	そう 思わない	あまり そう 思わない	やや そう 思う	そう 思う
A 何か仕事をするときは、自信をもってできる	1	2	3	4
B 過去に犯した失敗や嫌な経験を思い出して、暗い気持ちになることがある	1	2	3	4
C 自分には友人より優れた能力があると思う	1	2	3	4
D 仕事を終えた後、失敗したと感じることが多い	1	2	3	4
E 人と比べて心配性なほうである	1	2	3	4
F 何かを決めるとき、迷わずに決定するほうである	1	2	3	4
G 何かをするとき、うまくいかないのではないかと不安になることが多い	1	2	3	4
H 自分は引っ込み思案なほうである	1	2	3	4
I 人より記憶力がよいほうである	1	2	3	4
J 結果の見通しが見つからない仕事にはなかなか積極的に取り組むことができない	1	2	3	4
K どうやったらよいか決心がつかずに、仕事にとりかかれな いことがしばしばある	1	2	3	4
L 友人よりも優れた知識をもっている分野がある	1	2	3	4
M 物事をあまり積極的にこなせるほうではない	1	2	3	4
N 小さな失敗を気にするほうである	1	2	3	4
O 積極的に活動するのは得意である	1	2	3	4
P 自分には世の中に貢献できる力がある	1	2	3	4

図 7 自己効力感項目

問 10 あなたご自身のことについてうかがいます。次のそれぞれの問について、あなたに最もよく当てはまる答えを 1 つ選んでクリックしてください。	そう 思わない	あまり そう 思わない	やや そう 思う	そう 思う
A 人生を全体的に評価すると、自分は恵まれていると感じる	1	2	3	4
B 私には、人並み以上の収入がある	1	2	3	4
C 普段、自分は健康であると感じる	1	2	3	4
D 私の家族の「きずな」は強い(同居していない家族も含む)	1	2	3	4
E 家族といるときには、心がなごむ	1	2	3	4
F 友人と一緒に過ごす時間は楽しい	1	2	3	4
G 私の自宅(建物自体、あるいは部屋自体)は美しい	1	2	3	4
H 体調が悪く、日常生活に不便を感じることもある	1	2	3	4
I 自宅には、自分が自由に使える部屋がある	1	2	3	4
J 自分が不幸であると感じることがある	1	2	3	4
K 人生をゼロからやり直したいと思うことがある	1	2	3	4
L 私は、自分がしている仕事(家事などの収入を伴わないものも含む)に満足している	1	2	3	4
M 普段、幸せであると感じることが多い	1	2	3	4
N 自分のやりたいことにお金を十分使うことができる	1	2	3	4
O 私の友人関係は、自分の人生にとって大切なものである	1	2	3	4
P 私は、自分と家族との関係に満足している	1	2	3	4
Q 私には親友と呼べる友人がいる	1	2	3	4
R 私にとって仕事(家事などの収入を伴わないものも含む)の内容は楽しい	1	2	3	4
S 私には、人並み以上の財産(経済的な)がある	1	2	3	4
T 自分は、「不幸な運命に生まれた人間だ」と感じることもある	1	2	3	4
U 私には、「自分のやりたいこと」ができる体力がある	1	2	3	4
V 自分は、「生きていて良かった」と感じる人が多い	1	2	3	4
W 私の自宅(部屋)には、十分なスペース(広さ)がある	1	2	3	4
X 私は、自分の仕事で周囲の人に認められている	1	2	3	4
Y 私にとって、人間関係は人生で最も重要なものである	1	2	3	4

図 8 生活の質項目

問 11 あなたは次のお話について、もしご自分の身に起こったと考えた時に、どのようになさると思いますか。ご自分がその場面にいたときに、お話の内容と同じことをなさいますか？それとも、違った行動をなさいますか？あなたに最もよく当てはまる答えを 1 つ選んでクリックしてください。	そうしない	おそらくそうしない	おそらくそうする	そうする
A 警察から自宅に電話があり、「犯人を逮捕したんですが、あなたの口座が犯罪に使われていることがわかりました。直ぐに手続きをしないと口座から引き出しができなくなります。」という連絡だった。この後、自宅に銀行協会の担当者がキャッシュカードを受け取りに来るといので、来訪してきた担当者にカードを渡し聞かれた暗証番号を伝えた。	1	2	3	4
B 携帯電話に、無料登録したサイトのその後の手続きができていないため有料金が発生し、そのまま放置すると訴訟になるというショートメールが送られてきた。心配になり、表示されている番号にすぐに連絡をした。	1	2	3	4
C ある日封書が届き、開けてみるとクレジット会社の名が入った融資に関する資料だった。「無担保、低金利、保証人不要、電話で即 300 万円まで融資」などと書いてあり、お金に困っていた時だったので、書いてある電話番号へ電話をかけた。電話に出た社員に、「融資はできますが、お客様の場合は新規なので保証金 5 万円が必要です。」と言われ、5 万円を口座に振り込んだ。	1	2	3	4

図 9 詐欺シナリオ問題

4. 分析 1

最初に秋田短縮版データの分析方法について述べる。この分析は、既にアプリで用いられている詐欺抵抗力判定式を導くための分析であるので簡単に述べ、本論文の目的である FFTrees を用いた分析について詳細に述べる。秋田短縮版データの分析にはロジスティック回帰分析を用い、AIC を基準にした stepwise 法により分析を行った。秋田短縮版データの中で、詐欺シナリオ問題の 12 問を 1 個ずつ目的変数として用いた。また、未来展望、自己効力感、生活の質の 3 個の領域毎に、質問群を説明変数として用いた。stepwise 法により得られた偏回帰係数を用いてロジスティック回帰式を求め、その式より詐欺脆弱性確率を計算した。そして、1 から詐欺脆弱性確率を引いた値を詐欺抵抗力の値とした。この時求められたロジスティック回帰式が詐欺抵抗力判定式になる。

次にアプリデータの分析について述べる。アプリデータの分析には FFTrees を用い、特殊詐欺被害者データを正確に判別できるかどうか検証することを目的とする。最初に、秋田短縮版データを用いて求めた詐欺抵抗力判定式が特殊詐欺被害者データを判別できるか検証した。詐欺抵抗力判定式より予測式を作成し、アプリデータ 8,690 件を用いて判別を行った。次に、ロジスティック回帰式で用いたものと同じ質問項目を用いて、秋田短縮版データに対して FFTrees による判定式を作成した。この判定式に対して、特殊詐欺被害者データを入力することによって、詐欺被害者が FFTrees によって正確に判別できるか確認した。FFTrees の分析は、R のパッケージ FFTrees1.4.0 を用いた。

秋田短縮版データの分析の結果、特殊詐欺の 1 罪種につき詐欺抵抗力判定式が 2 個ずつ求められ、合計 8 個の判定式が得られた。これらの判定式を、p02、p05、p06、p18、p26、p29、p31、p32 と呼ぶことにする。これらの判定式は、既述したように、シルバー人材センター会員の高齢者 835 名のデータに対してロジスティック回帰分析を行って得られた偏回帰係数を用いて作成した。各判定式は、偏回帰係数 4 個～9 個を含んでおり、現状のアプリではこれらの判定式を用いて詐欺抵抗力を判定している。

アプリデータから得られた一般回答者と特殊詐欺被害者の詐欺抵抗力得点の分布を示す。4 罪種の中から還付金等詐欺に関する一般回答者と特殊詐欺被害者の得点分布をそれぞれ図 10 と図 11 に示す。これらの図より、一般回答者と特殊詐欺被害者の詐欺抵抗力得点分布はいずれも左に大きく歪んでいる分布であることがわかる。そして、両者の詐欺抵抗力得点分布には大きな相違はないことがわかる。即ち、詐欺抵抗力得点分布には両者の違いは表れないことになる。

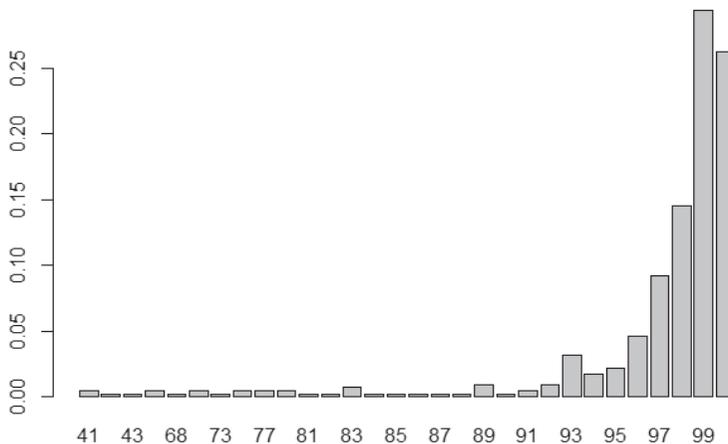


図 10 一般回答者の還付金等詐欺の抵抗力得点分布

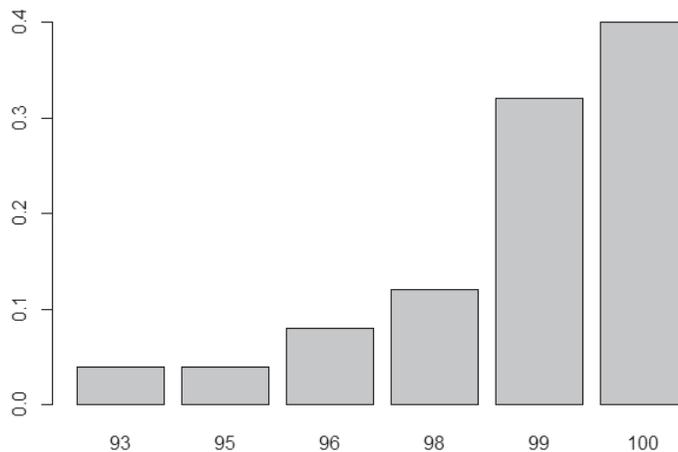


図 11 特殊詐欺被害者の還付金等詐欺の抵抗力得点分布

次に、posterior predictive checking によって、特殊詐欺被害者群が一般回答者群と異なる集団であることを示す。posterior predictive checking とは、一般回答者のアプリデータを用いて作成したロジスティック回帰式から事後予測密度関数を求め、それから事後予測データを発生させる。次に、その事後予測密度関数に詐欺被害者データを用いた時の事後予測データを発生させる。この 2 つの事後予測分布が重なれば特殊詐欺被害者群は一般回答者群と同一の母集団から発生したデータであり、逆に 2 つの事後予測分布が重ならなければ、特殊詐欺被害者群は一般回答者群とは異なる母集団からのデータであることになる¹⁸⁾。特殊詐欺抵抗力判定式 p31 を用いて得られた一般回答者群と特殊詐欺被害者群の事後予測分布をそれぞれ図 12 と図 13 に示す。図中、細線のグラフが判定式 p31 の作成に用いたロジスティック回帰式から発生させた事後予測分布である。また、太線のグラフがそれぞれ一般回答者データと特殊詐欺被害者データを用いた時の事後予測分布である。明らかに、特殊詐欺被害者データの場合には 2 つの分布が重ならないことがわかる。したがって、特殊詐欺被害者群は一般回答者群とは異なる母集団からのデータであると言える。

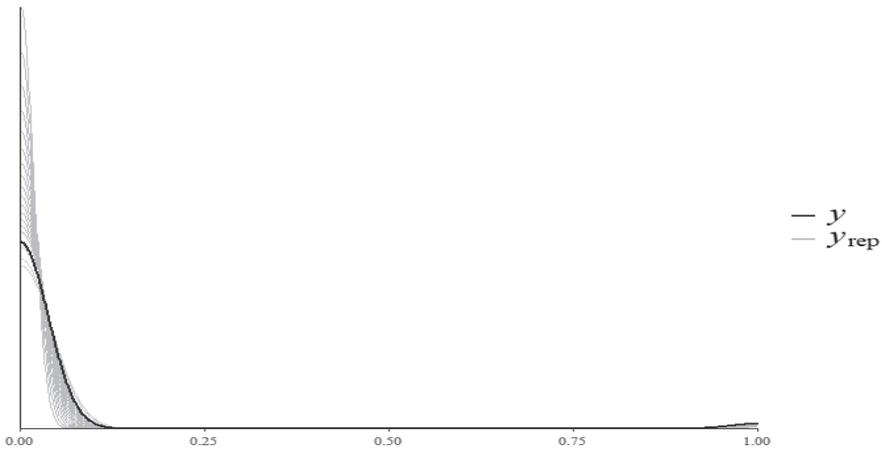


図 12 一般回答者の事後予測分布

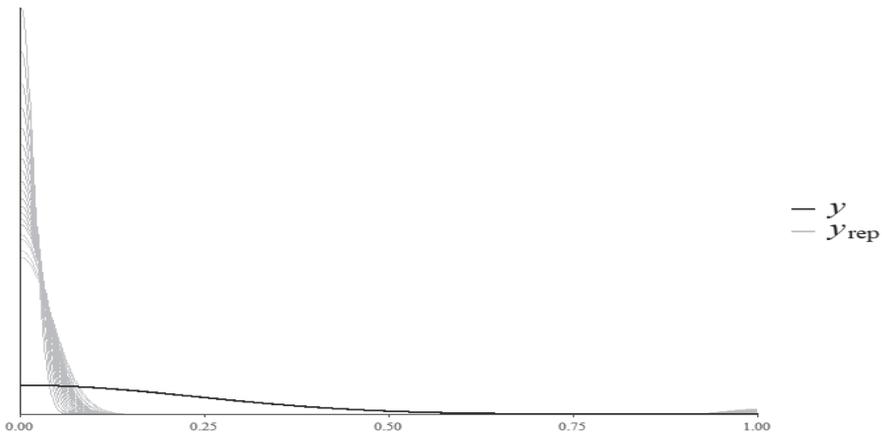


図 13 特殊詐欺被害者の事後予測分布

アプリデータに対してこれらの判定式を用いた場合の混同行列を表 1 に示す。また、特殊詐欺被害者データについては全員が詐欺抵抗力が低い者であると見なしてよいので、混同行列ではなく、FFTrees を用いた場合に詐欺抵抗力が低いと正しく判定された人数を表 2 に示す。この時、FFTrees のアルゴリズムとして、ifan と dfan の 2 つのアルゴリズムを用いたのでそれぞれの場合に的中した人数を示す。ifan は判断に用いる質問項目間に相関を仮定しないアルゴリズムであるのに対して、dfan は質問項目間に相関を仮定するアルゴリズムである。これらの表より、秋田短縮版データから作成された判定式を詐欺被害者データ 25 名に対して用いた場合、最大 1 名しか的中しないことが明らかになった。ところが、FFTrees より作成した判定式を詐欺被害者データに対して用いた場合、ifan を用いると最大 11 名の中したのに対して、dfan を用いると最大 14 名の中者が得られた。

表 1 アプリデータに関する詐欺抵抗力判定式の混同行列

p02

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8651	14
	negative	25	0

p05

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8657	8
	negative	25	0

p06

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8632	33
	negative	24	1

p18

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8636	29
	negative	25	0

p26

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8604	61
	negative	25	0

p29

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8608	57
	negative	25	0

p31

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8598	67
	negative	25	0

p32

		予測された分類	
		positive	negative
実際の分類	positive	8599	66
	negative	24	1

表 2 特殊詐欺被害者データに関する FFTrees による判定式の的中数

p02

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	20	5	21	4

p05

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	17	8	15	10

p06

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	14	11	エラー	エラー

p18

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	18	7	エラー	エラー

p26

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	21	4	11	14

p29

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	21	4	11	14

p31

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	17	8	18	7

p32

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	14	11	12	13

この時に FFTrees から得られる判定ルールとして、p05 を作成した時に用いたものと同じ質問項目を用いて作成された判定ルールを図 14 に示す。この図の中段に判定ルールが示されている。この判定ルールによれば、いずれも自己効力感の質問項目を用いている。まず、問 11_D 「仕事を終えた後、失敗したと感ずることが多い」の回答が 3 か 4 であれば詐欺脆弱性が高いと言え、この回答が 1 か 2 の場合には問 11_B 「過去に犯した失敗や嫌な経験を思い出して、暗い気持ちになることがある」に進む。そして、この回答が 1 か 2 の場合には詐欺抵抗力が高いと言え、3 か 4 の場合には問 11_K 「どうやったらよいか決心がつかずに、仕事にとりかかれぬことがしばしばある」に進む。この回答が 1 か 2 の場合には詐欺抵抗力が高く、3 か 4 の場合には詐欺脆弱性が高いことになる。以上をまとめると、「仕事を終えた後、失敗したと感ずることが多くなく、過去に犯した失敗や嫌な経験を思い出して、暗い気持ちになることがない」場合と、「仕事を終えた後、失敗したと感ずることが多くなく、過去に犯した失敗や嫌な経験を思い出して、暗い気持ちになることがあっても、どうやったらよいか決心がつかずに、仕事にとりかかれぬことがそれ程ない」場合に詐欺抵抗力が高いことになる。このように、不自然さがない判定ルールが導かれることも FFTrees を用いる利点である。尚、図 7～8 と、図 14 及び後掲の表 3 の質問番号との間には次のような対応がある。自己効力感の質問項目については、図 7 の問 9 は表 3 の問 11 に対応し、生活の質の質問項目については、図 8 の問 10 は問 15 に対応する。これは、秋田短縮版調査票の問をアプリに実装する時に、問の番号がずれたためである。

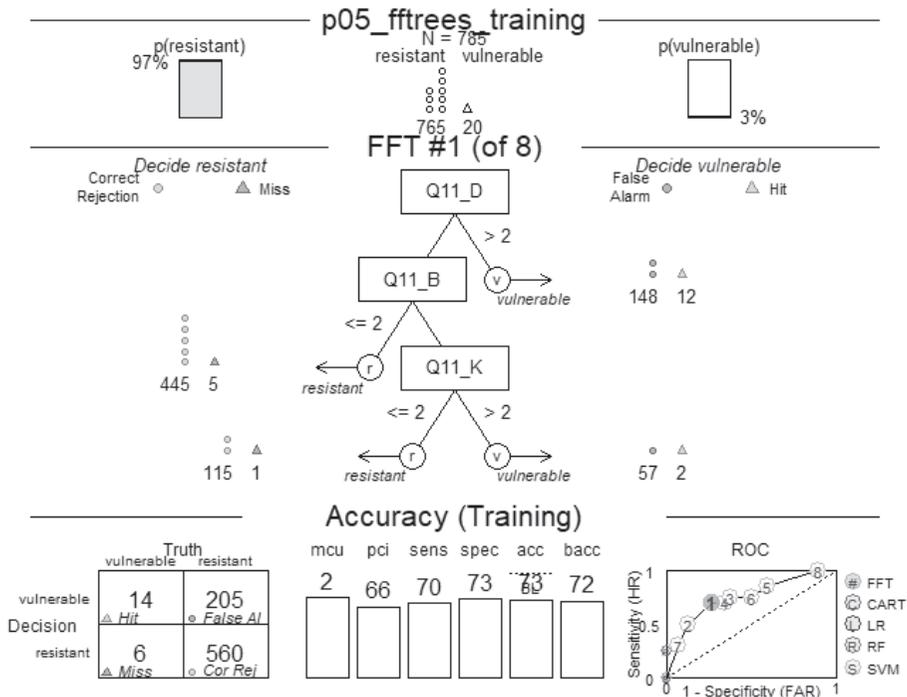


図 14 p05 で用いた質問項目を使って得られた FFTrees 判定ルール

次に FFTrees の中での的中率に差が出る原因について検討する。それぞれの詐欺抵抗力判定式で用いられる質問項目を用いて FFTrees によって判定ルールを作成する時、質問項目同士が同時に用いられる頻度と、判定ルール全体の中で各質問項目が用いられる頻度が重要である。何故なら、これらの値は質問項目の重要性の指標となるからである。前者の指標を質問項目間のネットワークで表示し、また後者の指標をキュー重要度 (cue importance) として表示したものを、図 15～図 16 (的中率が 11/25 以上の判定式の場合) 及び図 17～図 22 (的中率が 8/25 以下の判定式の場合) に示す。尚、ここでの中数とは、表 2 において、ifan の negative の人数が全詐欺被害者数の 25 名に占める比率である。これらの図から、質問項目間のネットワークと的中率の高低とは特に関連が見られない。ところが、キュー重要度については、的中率が高い判定式の場合には、質問項目の上位 3 項目に重要な項目が集中するが、的中率が低い判定式の場合には、p02 の場合を除いて、キュー重要度が高い項目が数項目に分散する傾向が見られる。

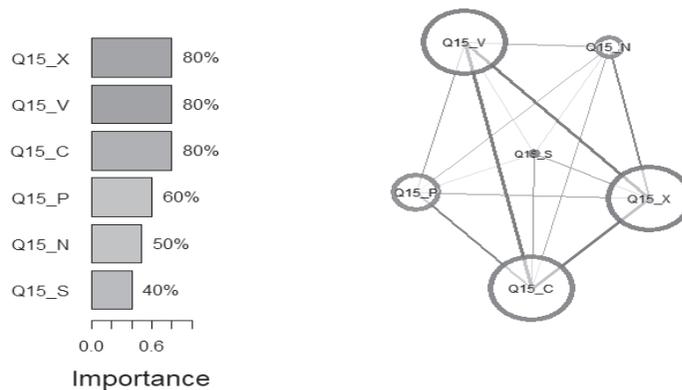


図 15 p06 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

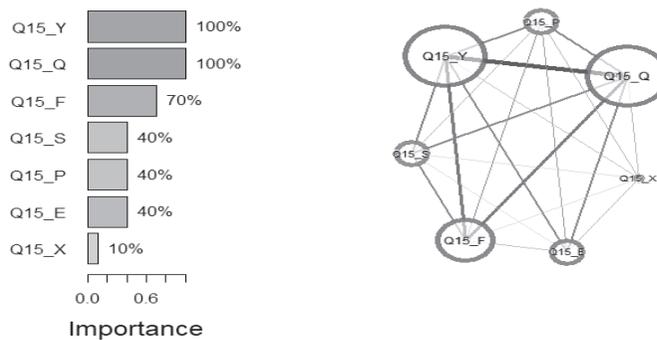


図 16 p32 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

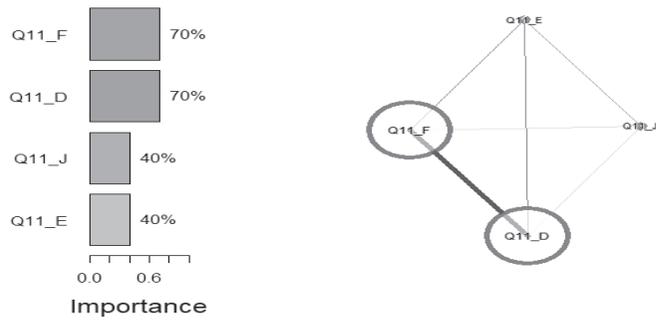


図 17 p02 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

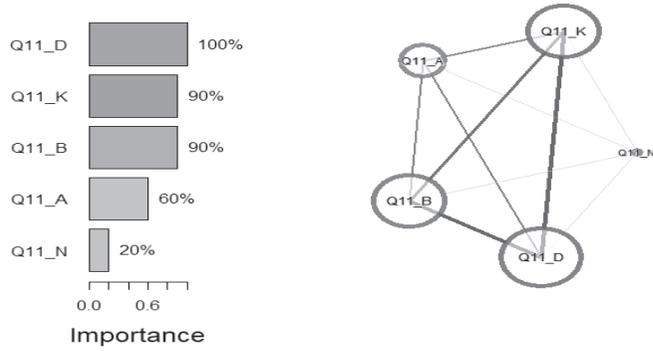


図 18 p05 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

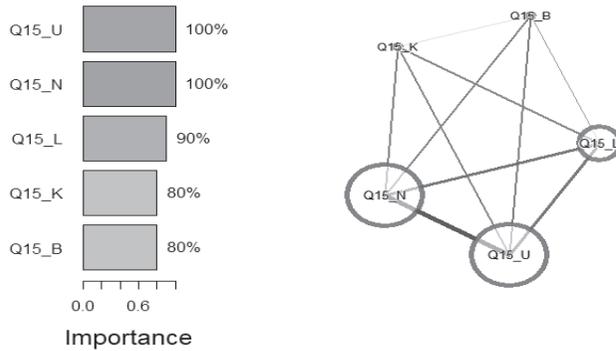


図 19 p18 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

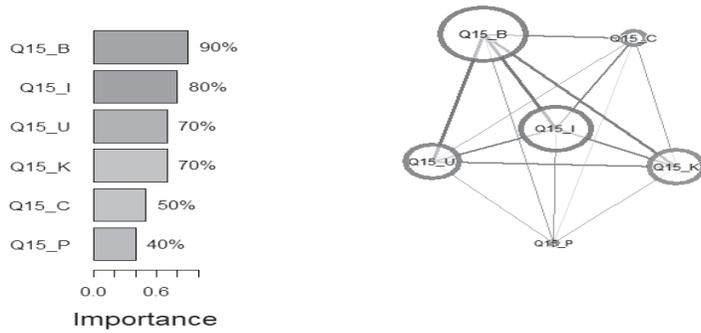


図 20 p26 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

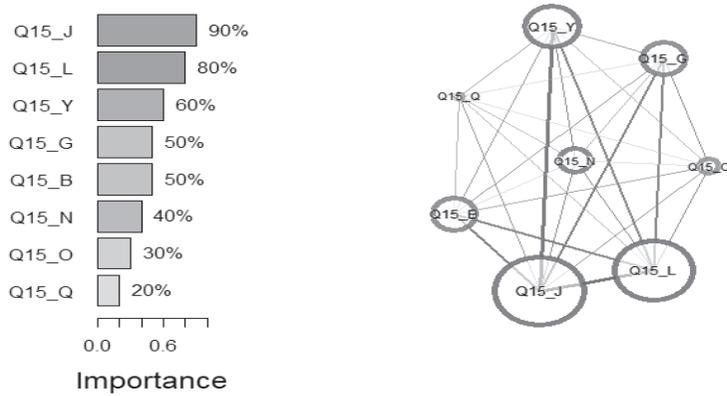


図 21 p29 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

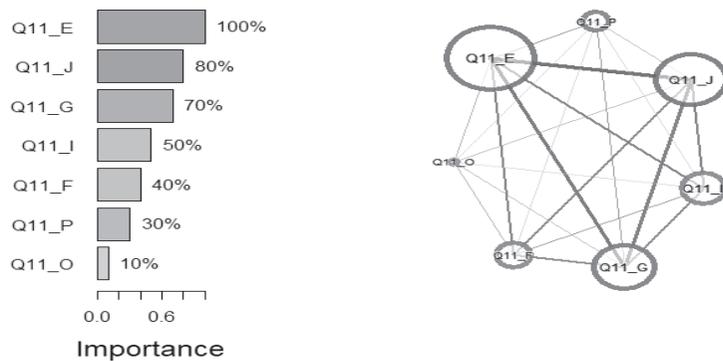


図 22 p31 の質問項目間ネットワークとキュー重要度

5. 分析 2

分析 1 では、アプリで採用した詐欺抵抗力判定式の作成時に用いた質問項目に限定して、その質問項目を用いた時の FFTrees の分析結果をロジスティック回帰分析と比較した結果、FFTrees の方が成績が良かった。そこで今度は、予め質問項目を限定せずに、アプリで用いた質問項目の全てを対象にして FFTrees による分析を行うことによって判定ルールを作成し、その判定ルールの精度について検討することにする。

アプリで用いたデモグラフィック項目以外の質問項目である、詐欺場面における行動特性、未来展望、自己効力感、生活の質、詐欺シナリオ問題の全てを用いて FFTrees による分析を行った。最初に、アプリデータ 8,690 件の中から、研究用に回答者に予めコードを付した回答者 381 名 (男性 112 名、女性 269 名) のデータを用いて、詐欺シナリオ問題の各問について、詐欺場面における行動特性、未来展望、自己効力感、生活の質を用いた FFTrees 分析を行った。続いて、それから得られた詐欺脆弱性判定ルールを、今度は詐欺被害者データに適用した時、正しく判別できるかを検討した。この時も、FFTrees のアルゴリズムとして ifan と dfan の 2 つのアルゴリズムを用いて的中数を比較した。

その結果を表 3 に示す。表 3 より、分析 1 の結果に比べ、アプリの質問項目全てを用いたとしても的中数は増加せず、的中数の最大値は 12 個であること、また分析 1 の場合と異なり、ifan の方が dfan より的中数が良いことが明らかになった。

表 3 アプリデータに関する FFTrees による判定式の的中数

Q11_A

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	23	2	25	0

Q11_B

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	22	3	22	3

Q11_C

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	24	1	24	1

Q11_D

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	22	3	25	0

Q11_E

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	20	5	20	5

Q11_F

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	21	4	20	5

Q11_G

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	22	3	25	0

Q11_H

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	13	12	25	9

Q11_I

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	23	2	24	1

Q11_J

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	24	1	23	2

Q11_K

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	24	1	25	0

Q11_L

		予測された分類(ifan)		予測された分類(dfan)	
		positive	negative	positive	negative
実際の分類	negative	17	8	22	3

6. 考察

本研究は、ロジスティック回帰分析を用いて作成した特殊詐欺抵抗力判定式により詐欺被害者データの判別が可能となるように FFTrees を用いて判定式の修正を行う手法について検討したものである。アプリで採用した 8 個の判定式で用いたものと同一の質問項目を用いて FFTrees によって判定ルールを導き、特殊詐欺被害者データ 25 名の判別を行ったところ、dfan アルゴリズムを用いた場合最大で 14 名の判別が正しく行われた。それに対して、ロジスティック回帰により詐欺被害者データを用いて判別した場合には最大で 1 名が正しく判別できた。より多くの情報を用いて判別を行ったロジスティック回帰より、少ない情報を用いて判別を行った FFTrees の方が的中数が多かったことは、高速検約ヒューリスティックが主張することを裏付ける形になったと言える。

また、アプリで採用した詐欺場面における行動特性、未来展望、自己効力感、生活の質の全ての質問項目を用いて FFTrees 分析を行い詐欺脆弱性判定ルールを作成し、その判定ルールを詐欺被害者データに適用したところ、最大 12 個の判別に成功した。

このように、FFTrees を用いた場合にはロジスティック回帰分析に比べ一定の改良が見られることが明らかになった。但し、分析 1 より、ロジスティック回帰分析より少ない情報を用いる FFTrees の方が成績が良く、また、分析 2 より、質問項目に制限を設けないとむしろ成績が悪化することがわかった。ビッグデータとは情報は多い方がよいということを目指す、判断課題によっては必ずしもそうではなく、少ない情報で判断する方がむしろ良い結果を生むことがある。その意味で、本研究は less-is-more 効果が正しいことの証拠の 1 つを示したことになる¹⁹⁾。

その上で、次の 3 つの問題が残る。1 番目の問題は、FFTrees の的中数が判定式によってばらつきが大きいことであり、2 番目の問題は分析 1 では ifan より dfan を用いた時の方が的中数が多いのに対し、分析 2 では逆の結果が得られたが、その理由が不明なことである。そして、3 番目は、FFTrees の的中率の更なる改善の問題である。

1 番目の問題については、的中数が最も少ない判定式は ifan アルゴリズムを用いた時の p26 と p29 であり的中数は 4 個であった。また、的中数が最も多い判定式は dfan アルゴリズムを用いた時の p26 と p29 であり的中数は 14 個であった。このように、判定式によって、または目的とする詐欺シナリオ問題によって、FFTrees の的中数には大きな差が見られる。2 番目の問題については、既述したように表 2 より dfan の優位性が伺われるが表 3 は逆の結果を示している。実は、1 番目と 2 番目の問題は、cue (質問項目や選択肢の属性等) 間の関連性・相関と判断・意思決定課題との問題として定式化できる。ifan が cue 間の独立性を仮定しているのに対して、dfan は cue 間に従属性・関連性を仮定したアルゴリズムである²⁰⁾。分析 1 では dfan が有意であり、逆に分析 2 では ifan が成績が良かったことは、分析 1 のように質問項目の範囲を限定した場合には質問項目間の関連性や相関を利用した判断が有利であるのに対して、分析 2 のように質問項目の範囲を限定せずにアプリで用いられている質問項目を全て対象にした場合には、質問項目間が独立である方が有利であると言える。質問項目間の特徴の分析を更に進めて、FFTrees を用いる際

に適切な適用に努めることが重要である。このことが 3 番目の問題である FFTrees の的中率の改善にもつながると思われる。

[注]

- 1) Judges, R.A., Gallant, S.N., Yang, L. & Lee, K. The Role of Cognition, Personality, and Trust in Fraud Victimization in Older Adults. *Frontiers in Psychology*, Vol.8, Article 588. (2017 年)
- 2) Chaiken, S. & Trope, Y. *Dual-Process Theories in Social Psychology*. Guilford Press. (1999 年)
- 3) 渡部 諭 高齢者の意思決定 . 「最新老年心理学 老年心理学に求められる心理学とは」, pp.139-153. (ワールドプランニング、2018 年)
- 4) Watanabe, S. & Shibutani, H. Aging and decision making: Differences in susceptibility to the risky-choice framing effect between older and younger adults in Japan. *Japanese Psychological Research*, Vol.52, pp.163-174. (2010 年)
- 5) 渡部 諭・岩田美奈子・上野大介・江口洋子・小久保温・澁谷泰秀・大工泰裕・藤田卓仙 高齢者の詐欺被害を防ぐしなやかな地域連携モデルの研究開発 . 秋田県立大学ウェブジャーナル , Vol.5, pp.64-72. (2018 年)
- 6) Tversky, A. & Kahneman, D. Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, Vol.185, pp.1124-1131. (1974 年)
- 7) Kahneman, D. & Tversky, A. Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, Vol.47, pp.263-291. (1979 年)
- 8) 広田すみれ・増田真也・坂上貴之 『心理学が描くリスクの世界 行動的意思決定入門 第 3 版』 (慶應義塾大学出版会 . 2018 年)
- 9) Gigerenzer, G., Todd, P.K. & The ABC Research Group *Simple Heuristics That Make Us Smart*. (Oxford University Press. 1999 年)
- 10) Gigerenzer et al., 前掲注 9) p.14
- 11) Mousavi, S. & Gigerenzer, G. Heuristics are tools for uncertainty. *Homo Oecon*, Vol.34, pp.361-379. (2017 年)
- 12) Neth, H., Meder, B., Kothiyal, A. & Gigerenzer, G. Homo heuristics in the financial world: From risk management to managing uncertainty. *Journal of Risk Management in Financial Institutions*, Vol.7, pp.134-144. (2014 年)
- 13) Tharp, D. When heuristics and biases may actually improve financial decision making. <https://www.kitces.com/blog/behavioral-finance-heuristics-bias-positive-outcomes-improve-financial-decision-making/> (2019 年)
- 14) 中村國則 高速儉約ヒューリスティックの心理学的妥当性をめぐる実証的・概念的議論の動向 . 心理学評論 , Vol.47, pp.453-477. (2004 年)
- 15) Phillips, N.D., Neth, H., Woike, J.K. & Gaissmaier, W. FFTrees: A toolbox to create, visualize, and evaluate fast-and-frugal decision trees. *Judgment and Decision Making*, Vol.12, pp.344-368. R package version 1.4.0. <https://CRAN.R-project.org/package=FFTrees> (2017 年)

- 16) Czerlinski,J., Gigerenzer,G. & Goldstein,D.G. How good are simple heuristics? Simple Heuristics That Make Us Smart, (Oxford University Press. 1999 年 , pp.97-118)
- 17) Katsikopoulos,K.V. & Schooler,L.J. The robust beauty of ordinary information. Psychological Review, Vol.117, pp.1259-1266. (2010 年)
- 18) Gelman,A., Carlin,J.B., Stern,H.S., Dunson,D.B., Vehtari,A. & Rubin,D.B. Bayesian Data Analysis. Third Edition. (CRC Press. 2014 年) , pp.143-159
- 19) Goldstein,D.G. & Gigerenzer,G. 1999. The recognition heuristic How ignorance makes us smart. “Simple Heuristics That Make Us Smart” , Oxford University Press. pp.37-58.
- 20) Phillips et al., 前掲注 15) p.368