

## 特殊詐欺抵抗力判定式改良の試み

渡 部 諭<sup>1</sup>・瀧 谷 泰 秀<sup>2</sup>

### はじめに

特殊詐欺被害について、犯罪としてではなく、潜在被害者である高齢者の認知機能からのアプローチにより、認知心理学が詐欺被害防止に貢献できる可能性がある (Judges1, Sara, Gallant, Yang, & Lee1, 2017)。即ち、われわれの認知機能には、個人差はあるものの、本来詐欺被害に遭いやすい特性が内在していると考え、詐欺被害に関連する認知機能の特性を何らかの方法によって把握できれば、潜在的な詐欺被害者の予測さえ可能になると考えられることは永岑・原・信原 (2009) も指摘しているとおりである。

そこで、われわれ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」研究開発領域平成29年度採択プロジェクト ([https://www.jst.go.jp/ristex/pp/project/h29\\_5.html](https://www.jst.go.jp/ristex/pp/project/h29_5.html)、以下 RISTEX プロジェクト)において、高齢者の特殊詐欺抵抗力を判定できる手法を開発し、それをアプリの形で提供している (<https://app.defrec.jp/>)。このアプリを用いて高齢者の認知機能の特性を測定しそれに基づいて特殊詐欺に対する抵抗力の判定を行ってきた。

われわれは過去20年間に及んで蓄積してきた特殊詐欺への脆弱性に関する調査データの中から、詐欺脆弱性に関わるであろう認知機能に関する質問項目を選択し調査票を作成した。詐欺抵抗力判定アプリは、その調査票で行った複数

回の調査の分析結果に基づいて作られた特殊詐欺抵抗力判定式を利用して作成したものである。

2020年3月24日にそれまでの質問項目を修正した新たな質問セットの入れ替えを行ったが、旧質問セットでのアプリデータは2020年3月現在で9237件蓄積されている。アプリへは一般者でもアクセス可能であるため回答者の特定は不可能である。ところが、回答者の中に、研究用データの収集のために予め識別コードを振った回答者が含まれている。更に、関西地方の A 警察署によって識別コードを振って収集された警察署管内の特殊詐欺被害者の回答データも含まれている。本論文で分析の対象とするデータは、これらの予め識別コードを振って収集された回答データと A 警察署が収集した特殊詐欺被害者データである。

アプリで現在動いている特殊詐欺抵抗力判定式の作成には、前述のようにわれわれの過去20年間に及ぶ調査によって収集したデータが用いられた。したがって、アプリ完成後に A 警察署によって収集された特殊詐欺被害者データは用いられていない。そこで、アプリの正確さの一層の向上を図るために、A 警察署収集の特殊詐欺被害者データをアプリの正確さの検証に用いることによって、新たな詐欺抵抗力判定式の作成を行うことが本研究の目的である。アプリで現在動いている特殊詐欺抵抗力判定式と今回新たに作成した判定式の正確さの比較については、既に渡部 (2020) で述べた。そこで本研究では渡部 (2020) とは異なった方法を用いて、新たに作成した判定式の正確さについて検証を行う。

<sup>1</sup>総合科学教育研究センター

<sup>2</sup>青森大学 社会学部

## 特殊詐欺抵抗力判定式

われわれが過去に行った研究によれば、特殊詐欺脆弱性と関連性のある変数として、未来展望（池内・長田、2013）、自己効力感、生活の質が挙げられることが明らかにされた（渡部・瀧谷、2010；渡部・瀧谷・吉村・小久保、2015）。そこで、詐欺抵抗力判定アプリに採り入れる質問項目を決定するため、これらの質問項目を含んだ調査票を作成し最終調査を行った。

調査時期は2018年12月3日～18日で、調査対象者は秋田・潟上・男鹿・青森・弘前・函館各市シルバー人材センター会員計835名（男性485名、女性344名、不明6名）である。年齢については4年齢区分（1. 60～64歳 2. 65～69歳 3. 70～79歳 4. 80歳以上）によって回答を求めたため平均年齢などは計算できなかったが、年齢区分毎の人数は、1が39名、2が149名、3が603名、4が37名、不明が7名であった。調査票は、デモグラフィック項目、詐欺場面における行動特性、読解力、未来展望（池内・長田、2014）、自己効力感、金融リテラシー（Lusardi & Mitchell、2007、2008）、生活の質、詐欺シナリオ問題、悪徳商法シナリオ問題から構成され、全87問である。未来展望と金融リテラシーの質問項目以外はオリジナルである。詐欺場面における行動特性とは、詐欺犯からアプローチがあった時にどのような反応をするかについて尋ねるもので、たとえば、「知らない人に強い口調で言われると、怯えてしまう」というような質問項目である。また、詐欺シナリオ問題は独立行政法人国民生活センターのウェブサイトに掲載された高齢者から過去に相談があった内容を参考に詐欺場面のシナリオを作成し回答を求めるものである。

項目反応理論を用いてこの調査データを分析した結果、デモグラフィック項目6問、詐欺場面における行動特性項目9問、未来展望項目10問、自己効力感項目16問、生活の質項目25問、詐欺シナリオ問題12問（特殊詐欺を構成するオレオレ詐欺・架空請求詐欺・還付金等詐欺・融資保証金詐欺の4罪種につき3問ずつ設けた。）の合計78問をアプリに採り入れた。この中で、

詐欺場面における行動特性項目は前述のような問題である。しかし、未来展望項目・自己効力感項目・生活の質の項目は一見すると特殊詐欺被害とは関連性がないと思われる項目のようではあるが、われわれの研究より有意な関係が認められている（渡部・瀧谷、2010）。更に、これらの質問項目は調査の意図が読み取りにくい項目である。そのため、回答者が意図的に本来の回答と異なる回答がしにくいので、正直な回答を求めることができる利点がある。質問項目に対する回答は、デモグラフィック項目のみ2～5択で、その他の項目は4択である。詐欺シナリオ問題においては、回答の数値が大きい程脆弱性が高いことを意味する。但し、この中でシナリオHの問題のみ逆転項目である。

既述したように、この調査票を用いてシルバー人材センター会員に対して詐欺脆弱性の調査を行いデータの収集を行った。質問項目のうち、詐欺シナリオ問題のそれぞれについては4択の回答を2値に変換した値を目的変数に、また、未来展望項目・自己効力感項目・生活の質の項目については4択の回答の値を説明変数にして、ロジスティック回帰分析を行った。その結果、次の8本の重回帰式が得られた。重回帰式右辺において()内の数値及び問番号の前の数値はいずれも有意な偏回帰係数である。

$$\begin{aligned} \text{問11 A} &= (-1.763) + 2.191 \times \text{問9 D} + \\ &\quad (-1.534) \times \text{問9 E} + (-1.660) \times \text{問9 F} + (-0.990) \times \text{問9 J} \\ \text{問11 B} &= (-5.320) + (-0.469) \times \text{問9 A} \\ &\quad + 0.542 \times \text{問9 B} + 0.675 \times \text{問9 D} + 0.714 \times \text{問9 K} + (-0.651) \times \text{問9 N} \\ \text{問11 B} &= (-0.801) + (-0.578) \times \text{問10 C} + \\ &\quad 1.098 \times \text{問10 M} + (-0.431) \times \text{問10 N} + \\ &\quad (-0.501) \times \text{問10 P} + 0.767 \times \text{問10 S} + \\ &\quad (-0.490) \times \text{問10 V} + (-0.680) \times \text{問10 X} \\ \text{問11 G} &= (-1.915) + 1.115 \times \text{問10 B} + \\ &\quad (-0.425) \times \text{問10 K} + (-0.954) \times \text{問10 L} + (-0.962) \times \text{問10 N} + 0.521 \times \text{問10 U} \\ \text{問11 J} &= (-0.624) + 0.951 \times \text{問10 B} + \\ &\quad (-1.158) \times \text{問10 C} + (-0.811) \times \text{問10 I} + (-0.746) \times \text{問10 K} + (-0.934) \times \text{問10 P} + 1.489 \times \text{問10 U} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\text{問11 K} &= (-7.454) + 1.384 \times \text{問10 B} + \\
&\quad (-0.957) \times \text{問10 G} + 0.872 \times \text{問10 J} + \\
&\quad (-0.563) \times \text{問10 L} + 0.948 \times \text{問10 M} + \\
&\quad (-0.718) \times \text{問10 N} + (-0.631) \times \text{問10 O} + 0.608 \times \text{問10 Q} \\
\text{問11 L} &= (-16.700) + 0.950 \times \text{問9 E} + 0.818 \\
&\quad \times \text{問9 F} + 1.297 \times \text{問9 G} + (-0.976) \times \\
&\quad \text{問9 I} + 0.590 \times \text{問9 J} + 0.753 \times \text{問9 O} + \\
&\quad 0.784 \times \text{問9 P} \\
\text{問11 L} &= (-20.877) + 1.093 \times \text{問10 E} + 1.404 \\
&\quad \times \text{問10 F} + (-1.895) \times \text{問10 P} + 1.902 \times \text{問} \\
&\quad 10 \text{ Q} + 1.359 \times \text{問10 S} + (-0.752) \times \text{問10} \\
&\quad \text{X} + 1.627 \times \text{問10 Y}
\end{aligned}$$

これらの式において、右辺に現れる問9は自己効力感の項目、問10は生活の質の項目である。未来展望項目のうち有意な偏回帰係数を持つ項目はなかった。また、左辺の問11は詐欺シナリオ問題である。このうち、問11 AとKはオレオレ詐欺、問11 Bは架空請求詐欺、問11 GとJは還付金等詐欺、問11 Lは融資保証金詐欺の問題である。

得られた重回帰式から次式によって潜在詐欺被害確率の値 $\hat{p}$ を計算する。

$$\hat{p} = \frac{\exp[\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \dots + \hat{\beta}_k x_k]}{1 + \exp[\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \dots + \hat{\beta}_k x_k]} \quad (2.1)$$

そして、1からこの値を引いたものを詐欺抵抗力の値とする。

このようにして導かれた詐欺抵抗力の値に応じて、特殊詐欺抵抗力の最終的な判定が下されアプリの判定画面において表示される。アプリではその後に、ロジスティック回帰式の偏回帰係数の大きな質問項目について簡単なアドバイスが表示される。

## 分析

ここでは、アプリで収集したデータから高速儂約決定木のアルゴリズムの一つである ifan を用いた詐欺脆弱性判定ルールの作成、及び、判定ルールの正確さの検証について述べる。

最初にアプリで収集したデータから、回答時に予め識別コードを振ったデータを抽出する。

これらのデータは、RISTEX プロジェクトにおいて回答の依頼を行って収集されたデータであり、青森市で収集されたデータ94件、神奈川県座間市で収集されたデータ318件、A 警察署管内の特殊詐欺被害者データ25件の合計437件である。アプリでは過去の詐欺被害の経験を尋ねる項目はないため、青森市及び座間市で収集されたデータは、詐欺被害に遭ったことがない回答者のデータとみなす。

判定ルールの精度の検証は、10分割交差検証によって行う。そこで、437件のデータをランダムに並び替え、データの大きさがほぼ等しくなるように10分割し、次に10分割したデータの9個を学習用データに、残り1個の分割をテスト用データとして用いて交差検証を行った。そして、交差検証は分割されたデータを交換しながら、1個の分割すべてをテスト用データとして行った。

詐欺脆弱性判定ルールの作成のために、アプリで採用した質問項目の中で、行動特性項目9問、未来展望項目10問、自己効力感項目16問、生活の質項目25問の合計60問を用いて、詐欺シナリオ問題12問のそれぞれについて高速儂約決定木による分析を行った。高速儂約決定木による分析は、R のパッケージ FFTrees version 1.4.0 を用いた。このパッケージの関数 FFTrees のパラメータ decision.label は resistant（特殊詐欺抵抗力あり）と vulnerable（特殊詐欺抵抗力なし）であり、max.levels は 10、algorithm は ifan を用い、その他のパラメータの値は既定値を用いた。以上のようにして、詐欺シナリオ問題12問のそれぞれについて FFTrees オブジェクトが 1 個得られる。FFTrees オブジェクトの作成は10分割交差検証の学習用データを用いて行った。

得られた FFTrees オブジェクトを用いて、今度は10分割交差検証のテスト用データを使い詐欺脆弱性に関する予測を行った。また、それとは別に、テスト用データについて、A 警察署管内の特殊詐欺被害者であるか否かによって 2 分類を行った。最後に、FFTrees の予測と A 警察署管内の特殊詐欺被害者に基づいた 2 分類を組み合わせて分割表を作成した。

次に、Jamil, Ly, Morey, Love, Marsman,

& Wagenmakers (2017) にしたがって分割表に基づく Bayes factor を求めた。分割表はデータの大きさがほぼ等しくなるように作成した10分割交差検証のテスト用データに関して作成したものであるため、分割表全体のデータ数は一定であると考えてよい。よって、Jamil et al. (2017) の joint multinomial sampling scheme にしたがって Bayes factor を作成した。Bayes factor の作成には R のパッケージ BayesFactor version 0.9.12-4.2 を用いた。関数 contingencyTableBF のパラメータ sampleType は jointMulti で、関数 posterior のパラメータ iterations は 500000 であり、その他のパラメータの値は既定値を用いた。

以上の手続きよって、詐欺シナリオ問題12問の A から L について、それぞれ正解率、感度、特異度、精度 (precision) の事後分布が得られる。但し、シナリオ H については逆転項目であることが高齢回答者によく理解できなかつたと考えられ、逆転項目として理解した者とそうでない者の回答が混在していると思われ、得られた事後分布も一見して奇妙な形態をしていることが伺われた。そのため、以下の分析からシナリオ H を除いた。このようにして得られた事後分布の中から、問 B の正解率の事後分布について、10分割交差検証の 5 番目のテスト用データについて得られたものを図 1 に示す。

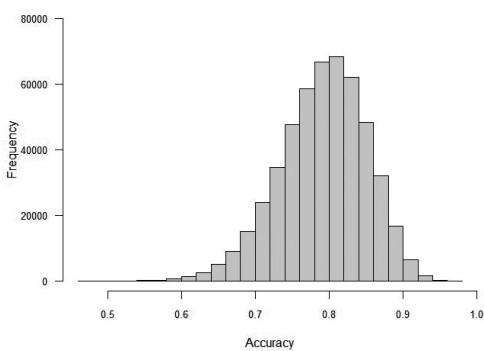


図 1 特殊詐欺シナリオ問題 B における 5 番目のテスト用データに関する ifan の正解率の分布

次に、シナリオ A から L のそれぞれについて、10分割交差検証のテスト用データ毎にそれぞれ10個の正解率、感度、特異度、精度の値を求め、それらの平均値を算出する。シナリオ A から L までの正解率、感度、特異度、精度の平均

値を棒グラフにし、図 2 ~ 5 に示す。

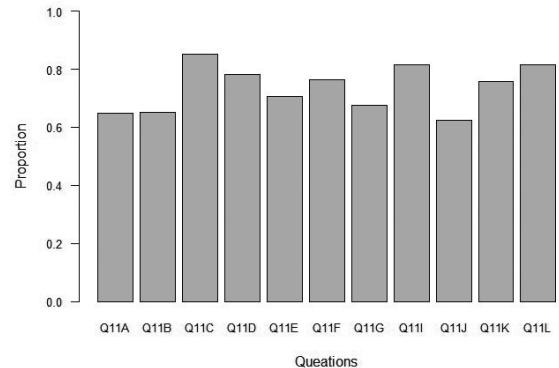


図 2 特殊詐欺シナリオ問題に対する ifan の正解率

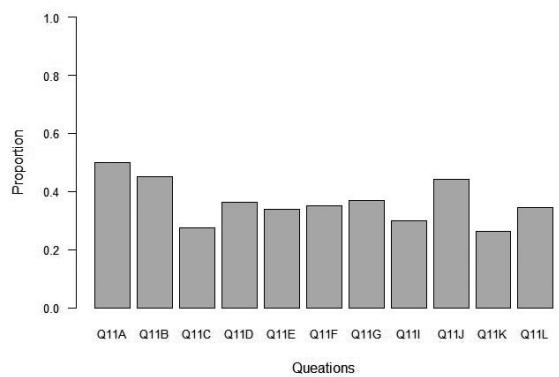


図 3 特殊詐欺シナリオ問題に対する ifan の感度

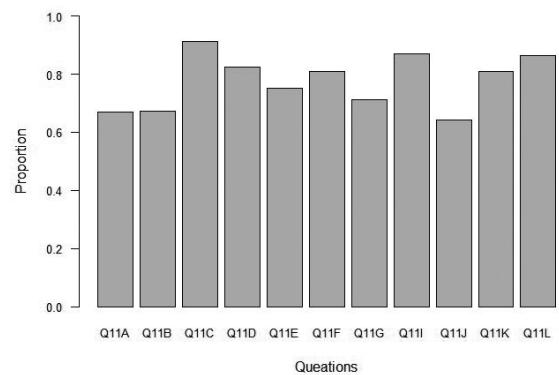


図 4 特殊詐欺シナリオ問題に対する ifan の特異度

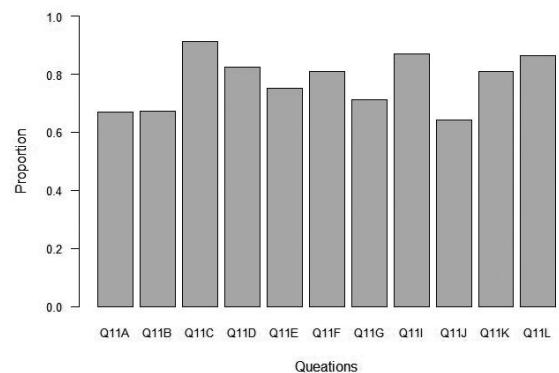


図 5 特殊詐欺シナリオ問題に対する ifan の精度

最後にそれぞれの値について A から L までの平均値を求めると、それぞれ正解率が0.735、感度が0.364、特異度が0.776、精度が0.163が得られた。

## 考察

高齢者の特殊詐欺被害に対して、高齢者の認知機能の弱点を把握し、特殊詐欺抵抗力の測定を行う認知心理学からのアプローチを試みた。高齢者の認知機能の中で、詐欺抵抗力に関連すると思われる変数を抽出し、高速検約決定木によって詐欺抵抗力判定式を導いた。その結果、正解率が0.735の値を得ることができた。

Phillips et al. (2017)によれば、高速検約決定木を用いるメリットがある場合として、決定アルゴリズムの実装容易性、時間的・金銭的・実行上の費用、アルゴリズムの透明性、予測の正確さの4点が挙げられる。以下これら4点について、特殊詐欺抵抗力判定式に高速検約決定木を用いる場合について検討する。

決定アルゴリズムの実装容易性については、ロジスティック回帰式などを用いる場合と比較しても大差はないと思われる。高速検約決定木であっても、ロジスティック回帰式であっても、適切なソフトウェアさえあれば、データからモデル式を組み立てる作業が異なるだけであり大きな差はない。したがって、この点に関して高速検約決定木の優位性は小さいと思われる。

時間的・金銭的・実行上の費用については、すべての高齢者に該当する費用を算出すること自体が困難である点を上げなければならない。例えば、高速検約決定木によって仮に「周囲の人とのつながりを持っている」という基準が抽出されたとすると、この基準の実現に要する費用の算出は極めて困難である。その理由は2点あり、一つはこの費用を算出できる式を導き出すことが難しいことであり、もう一つは、すべての高齢者に共通の費用などあり得ないことがある。そのため、高齢者の特殊詐欺抵抗力において高速検約決定木を応用するときには、費用の問題は含めない方がよいと思われる。但し、抽出された基準が、例えば「地域の防犯意識が高い」というように公共上の政策と関係するよ

うな場合には、政策の実現のための費用を考えることも意味があると思われる。この場合も、特殊詐欺防止の社会的費用をどのように考えるかという新たな問題に発展する可能性が出てくるため、費用の算出法などを慎重に検討しなければいけない。

判定アルゴリズムの透明性の問題は、詐欺抵抗力判定に関連して提供するアドバイスのわかりやすさに関係する。ロジスティック回帰による判定の場合には、ロジスティック回帰式に含まれる値の大きな偏回帰係数に関する項目からアドバイスが導かれる。1本のロジスティック回帰式に含まれる偏回帰係数は通常複数個存在し、それらに対応する質問項目についてのアドバイスを単純に結合してアドバイスを作成しただけでは、アドバイスの理解が困難な表現になる。決定木の場合にはこのようなことはなく、各ノードが表す基準を結合することによって自然に決定ルールを導くことができる。したがって、判定アルゴリズムの透明性が高い程、導かれるアドバイスの理解容易性も高くなる。

最後に予測の正確さについては、渡部(2020)で述べたように、ロジスティック回帰による判定式を用いる場合より高速検約決定木による予測は改善された。また、分析で報告したように、高速検約決定木による判定の正解率は70%強の値を得ている。今後は更に正解率を向上することを目指したい。

## 参考文献

池内朋子・長田久雄 (2014). 未来展望尺度の  
作成 : Future time perspective scale 日本  
語版. 老年学雑誌, 第4号, 1-11.

Jamil,T., Ly,A., Morey,R.D., Love,J., Marsman,M. & Wagenmakers,E-J. (2017). Default "Gunel and Dickey" Bayes factors for contingency tables. *Behavior Research Methods*, 49, 638-652.

Judges1,R.A., Sara,N., Gallant,S.N., Yang,L. & Lee1,K. (2017). The role of cognition, personality, and trust in fraud vic-

timization in older adults. Frontiers in Psychology, 8, Article 588.

Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2007). Financial literacy and retirement preparedness: evidence and implications for financial education. Business Economics, 42, 35-44.

Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2008). Planning and financial literacy: how do women fare? American Economic Review, 98, 413-417.

永岑光恵・原塑・信原幸弘 (2009). 振り込め詐欺への神経科学からのアプローチ. 社会技術研究論文集, 6, 177-196.

Phillips,N.D., Neth,H., Woike,J.K. & Gaissmaier,W. (2017). FFTrees: A toolbox to create, visualize, and evaluate fast-and-frugal decision trees. Judgment and Decision Making, 12, 344-368. R package version 1.4.0.

<https://CRAN.R-project.org/package=FFTrees>

渡部諭 (2020). 高齢者の特殊詐欺抵抗力判定ルールの修正の試み. 国民生活研究, 第60巻, 第1号, 5-28.

渡部諭・濱谷泰秀 (2010). 社会安全研究財团一般研究助成最終報告書.

渡部諭・濱谷泰秀・吉村治正・小久保温 (2015). Taxon 分離を用いた特殊詐欺被害脆弱性の分析. 秋田県立大学総合科学的研究彙報, 第16号, 1-9.