

個人情報漏洩の損害額の新しい数理モデルの提案

山田 道洋^{1,a)} 菊池 浩明² 松山 直樹² 乾 孝治²

概要：個人情報漏洩の被害額の算出にはセキュリティの保険の観点から大きな需要がある。JNSA は本人の特定容易度や企業の社会的責任度から損害賠償額を見積もる JO モデルを提案している。しかしながら、その係数や算出式は専門家が経験に基づいて主観的に決めたものであり、その信頼性が疑問視されている。それに対して、我々は 2005 年からの 12 年分の情報漏洩事件の特性を説明変数とし、その企業の特別損失額を目的変数として重回帰を適用した新しい数理モデルを提案する。

キーワード：セキュリティ保険, 重回帰モデル, JO モデル

MICHIHIRO YAMADA^{1,a)} HIROAKI KIKUCHI² MATSUYAMA NAOKI² KOJI INUI²

1. はじめに

近年、不正アクセスや内部犯行などによる個人情報の流出事件が増加している。2014 年にはベネッセコーポレーション社の業務委託先の元社員が与えられていた権限を利用し約 3504 万件の個人情報を名簿業者 3 社へ売却していた [1]。また、幻冬舎は運営するウェブサイトへの不正アクセスにより、最大で 93,014 名のメールアドレスやユーザ ID が流出した可能性を報告している [2]。

このような個人情報漏洩による被害額の算出にはセキュリティ保険の観点から大きな需要がある。日本ネットワークセキュリティ協会 (JNSA) は、2002 年に、本人の特定容易度や企業の社会的責任度から各組織が所有する個人情報の潜在的リスクを把握するためのひとつの推定手法として、想定損害賠償額算定式 (JO モデル) を提案している [3] JO モデルは 1 人当たりの基本情報価値を 500 円とし、氏名と住所が同時に漏れた時はその 3 倍とするなどのシンプルなルールから構成されたもので、広く知られている。しかしながら、我々は、JO モデルには次の問題点を指摘する。

(1) 500 円, 3 倍などの定数は専門家の主観で定められたものであり、その根拠がない

(2) 16 年前に設計された古いモデルであり、最近の法改正などの事情が考慮されていない

(3) 予測された損害額の信頼性が不明である。

そこで、我々は、2005 年からの 12 年分の 1 万 5 千件の情報漏洩事件のビッグデータを解析し、より精度の高い最新の損失額の数理モデルを定式化することを試みる。同様の先行研究に、米国の 1 万件のインシデント情報から定式化した Romanosky のモデル [5] がある。しかし、このモデルは、Advicen 社のインシデントに基づいたモデルであり、国内のケースには適用が困難と考える。

そこで、我々は、企業が公開している会計情報 [6] に注目した。大規模な漏洩インシデントが生じた時、その対応にかかるコストを特別損失に計上しているためである。こうして、漏洩した個人情報や企業規模などの情報を説明変数とし、その企業の特別損失額を目的変数として重回帰を適用し、新しい数理モデルを提案する。1 万 5 千件のインシデントに損害モデルを適用し、損失額と先行する JO モデルとの比較を示し、両者の関係を考察する。

2. 関連研究

2.1 JO モデル

JNSA セキュリティ被害調査ワーキンググループは 2002 年より新聞やインターネットニュースなどで報道されたインシデントの記事、組織からリリースされたインシデントに関連した文書の情報を集計し、漏えいした組織の業種、漏えい人数、漏えい経路などの分類・評価を行っており、

¹ 明治大学大学院 先端数理科学研究科
Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University

² 明治大学 総合数理学部
School of Interdisciplinary Mathematical Sciences, Meiji University

a) cs172001@meiji.ac.jp

「日付, 情報管理・保有責任者(企業名), 業種名, 社会的貢献度, 被害人数, 漏洩情報区分, 漏洩原因, 漏洩経路, 事後対応姿勢, 漏洩情報(氏名, 住所, 電話番号, 生年月日など)」といった事件の特性を記録している [4]. 2005 年から 2016 年のインシデントの統計量を表 1 に示す.

また, これらの情報から各企業の想定損害賠償額を算出する JNSA Damage Operation Model for Individual Information Leak (JO モデル) を提案している [3]. 算出式を次に示す.

$$\begin{aligned} \text{損害賠償額} &= \text{漏洩情報価値} \times \text{社会的責任度} \times \text{事後対応評価} \\ &= (\text{基礎情報価値} \times \text{機微情報度} \times \text{本人特定容易度}) \\ &\quad \times \text{社会的責任度} \times \text{事後対応評価} \\ &= \text{基礎情報価値} [500] \\ &\quad \times \text{機微情報度} [\max(10^{\max(x)-1} + 5^{\max(y)-1})] \\ &\quad \times \text{本人特定容易度} [6, 3, 1] \\ &\quad \times \text{社会的責任度} [2, 1] \\ &\quad \times \text{事後対応度} [2, 1] \end{aligned}$$

ここで, 機微情報度, 本人特定容易度は漏洩した情報によって定められている, 機微情報度は, 3 値を取る精神的レベル x と経済的レベル y の 2 変数で与えられる. 例えば, 氏名の場合, $x=y=1$ であるが, 病名は $x=1, y=2$ である. 本人特定容易度は

$$\text{本人特定容易度} = \begin{cases} 6 & \text{氏名 and 住所} \\ 3 & \text{氏名 or (住所 and 電話番号)} \\ 1 & \text{その他} \end{cases}$$

と定められている.

2.2 Romanosky

Romanosky は Advicen 社^{*1}より入手した 2005 年から 2014 年のアメリカの企業の 11,705 件のインシデント情報を元に, 各年に企業が被った総コストを算出するモデルを次のように提案している [5]. なお, 単位は百万ドルである.

$$\begin{aligned} \log(\text{cost}_{i,t}) &= \beta_0 + \beta_1 \cdot \log(\text{revenue}_{i,t}) + \beta_2 \cdot \log(\text{records}_{i,t}) \\ &\quad + \beta_3 \cdot \text{repeat}_{i,t} + \beta_4 \cdot \text{malicious}_{i,t} \\ &\quad + \beta_5 \cdot \text{lawsuit}_{i,t} + \alpha \cdot \text{FirmType}_{i,t} \\ &\quad + \lambda_t + \rho_{ind} + \mu_{i,t} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで, 各係数の値を表 2 に示す. i,t は t 年の企業 i のデータを参照すること示し, revenue は収益^{*2}, records は漏洩情報の件数を示している. Repeat player, Lawsuit はブール値, Firm Type はダミー変数として, 過去に事件を

^{*1} <https://www.advisentld.com/>

^{*2} revenue には「純利益」「歳入」などの意味があるか, 本稿ではこれを「売上額」とみなして算出する

起こしているか, 事件について提訴されたかどうか, 政府機関か一般企業かなど, それぞれ当てはまる場合に 1, それ以外は 0 を取る.

しかし, このモデルはアメリカの企業の情報を元にした回帰式であり, 日本の企業についても同じモデルが適用できるかは疑問である.

3. 提案方式

3.1 概要

本研究では, QICK Astra Manager[6]より購入した本決算(連結優先)データの個人情報流出インシデントが発生した年の会計情報, 及び, 2005 年から 2016 年までの JNSA データセット [3][4]に記載されている情報漏洩事件のデータを使用する. 日本には Advicen 社に該当する日本企業がない. そこで, 公開されている会計情報に注目した.

JO モデルでは, インシデント 1 件ごとに想定損害賠償額を算出していたが, 本研究ではインシデントが発生した年の特別損失額を目的変数として重回帰を適用する. 関連研究との違いを表 3 に整理する. 式 (6) と (6) は形式が積と和で大きく異なるように見えるが, 等価な形に変形できることを 4.1 節で示す.

3.2 特別損失額

企業の通常の経営活動では発生しない, 特別な要因によって一時的に発生した損失を特別損失という. ベネッセホールディングスは 2014 年に発生した個人情報流出事件のおわびにかかる費用などとして約 260 億円を特別損失として計上しており [7], 他の企業においてもインシデントによる損害額は特別損失として計上されると考えられる. そこで本研究では, 各企業の特別損失額がそのインシデントにかかったコストを代表していると考えられる.

3.3 データの精査

特別損失額には, インシデントによる損害額が計上されると考えられるが, 特別損失額には「システム開発中止に伴う損失」や「事業構造改善費用」なども含まれており, 特別損失額の全額がインシデントに関連しているわけではない. そこで, 特別損失額, JNSA データセットに対して, 重回帰を適用するための次の様にデータの加工, 精査を行う.

3.3.1 年度毎のデータの集約

サイバーエージェント社では 2016 年 5 月 11 日に不正ログインが発生した後, 2016 年 11 月 29 日に再び不正ログインが発生している. このように, 同一企業にて同年度中に複数回インシデントが発生していた 21 社の, 「被害人数」「漏洩原因」「漏洩情報」「事後対応度」「経済的ランク」「精神的ランク」「本人特定容易度」の項目についてデータの集約を行う. 各項目の集約方法を以下に示す.

表 1 JNSA のデータセットの統計量

期間	レコード数	企業数	属性数	平均被害人数	平均インシデント数/年	平均想定損害賠償額 (円/人)	平均想定損失額 (百万円)
12 年間	15569	8853	25	11764.32	1297.42	42361.73	460.27

表 2 Romanosky の提案モデルの各係数 (一部) [5]

係数		Estimate
定数	β_0	-3.858*
$\log(\text{revenue}_{i,t})$	β_1	0.133**
$\log(\text{record}_{i,t})$	β_2	0.294***
<i>repeat</i>	β_3	-0.352
<i>malicious</i>	β_4	-0.0294
<i>lawsuit</i>	β_5	0.444
	Government	-1.339
<i>FirmType</i> _{<i>i,t</i>}	β_6	Private -1.032
	Public	-0.0654

表 4 アニュアルレポートの調査対象

対象年数	対象件数	対象企業数
2005-2016	105	90

表 3 関連研究との違い

	JO モデル	Romanosky	提案モデル
<i>y</i>	想定損害賠償額	<i>cost</i>	漏洩損害額
被害の見積もり	専門家の経験	Advisen 社	決算短信
モデル	定数の積形式	線形式	線形式

- 被害人数：1 年間の被害人数の合計
- 漏洩原因：「内部犯行」「不正な情報持ち出し」などの故意による漏洩があったかどうか
- 漏洩情報：1 年間で漏洩したすべての項目
- 事後対応度：1 年間の最大値
- 経済的ランク：1 年間の最大値
- 精神的ランク：1 年間の最大値
- 本人特定容易度：1 年間の最大値

3.3.2 アニュアルレポートの調査

インシデント 105 件の企業の決算短信、アニュアルレポートなどを被害人数の多い順に、調査した。調査対象の統計を表 4 に示す。

調査の結果、表 5 の 5 件のレポートに特別損失の内訳として「情報セキュリティ対策」と記載されていた*3。情報セキュリティ対策と記載されていた企業名とその金額を表 5 に整理する。このセキュリティ対策費を真の損失額とし、特別損失額による単回帰を行ったところ、予測損害額 = 0.849 × 特別損失額が得られた。そこで、

$$\text{漏洩損害額 } y = 0.849 \cdot \text{特別損失額}$$

と定義する。表 5 に示す通り、セキュリティ対策費 (真値) と漏洩損害額の誤差は平均で 10.87 百万円であり、95%信頼区間は [-18.37 百万円, +40.11 百万円] である。

*3 セキ株式会社レポートには、「昨年 9 月 15 日付で「当社お客様情報の流出に関するお詫びとお知らせ」を公表しました。その後の二次的な被害に関しましては、現在のところ報告されておりません。外部からの不正アクセスにより個人情報が外部に流出した懸念があり、それらに関わる対応費用を情報セキュリティ対策費として計上しております。」[8] というように情報流出インシデントへの補償によるものであると明記

3.3.3 特異なデータの除外

特別損失額は災害や社会情勢などの影響によっても増加する。2008 年に起こったリーマンショックにより多くの企業が影響を受け、2008 年前後の特別損失額が大きく増加している企業が存在していた。このようなリーマンショックによる影響を排除するため、本研究では 2010 年以降のデータを使用する。

銀行の特別損失額は、貸付債権と有価証券の損失を特別損失に乗せて、ある閾値を超えた時点で急激に増額する。つまり一般の企業における特別損失額と計上年とは意味が大きく異なる。そのため、本研究では銀行のインシデントデータは除外する。

3.3.4 決算データを取得できないデータの除外

売上高や特別損失額は証券コードを元に取得しているため、日本年金機構や日本郵政といった証券コードのない企業や団体のインシデントデータを除外する。

3.4 線形重回帰モデル

以上のデータの加工、精査を行った結果データは 144 件となった。対象としたデータセットの統計を表 6 に示す。144 件のデータに対して、漏洩損害額を目的変数として重回帰を適用して得た次の線形モデルを提案する。重回帰には R の lm 関数を用いた。

$$\begin{aligned} \log(y) &= \log(f(x_1, x_2, \dots, x_{16})) \\ &= \beta_0 + \beta_1 \cdot \log(x_1) + \beta_2 \cdot \log(x_2) + \beta_3 \cdot x_3 + \dots + \beta_{16} \cdot x_{16} \end{aligned} \quad (3)$$

6 式の各係数と、説明変数の閾値を表 7 に示す。*を $p < 0.1$ (有意水準 10%) とし、**を $p < 0.05$ (有意水準 5%)、***を $p < 0.01$ (有意水準 1%) とする。提案モデルでは売上高に高い有意差 (***) がみられ、漏洩損害額は売上高に強く依存している。また、建設業などの業種の一部にも有意差が見えるが、これらは対象インシデントの数が少ないことが原因である。

4. 評価

売上高についての漏洩損害額の散布図と提案損失コストモデルの回帰直線を図 1 に示す。なお売上高 x_2 と漏洩損害額 y 以外の項目 x_1, x_3, \dots には各値の平均値を入力している。

被害人数 x_1 についての漏洩損害額 y の散布図と提案損

表 5 情報セキュリティ対策費 [百万円]

企業名	年度	セキュリティ対策費	特別損失額	0.849×特別損失額	誤差
ベネッセホールディングス	2015	26039	30642	26045.7	+6.7
セキ	2016	210.67	234	198.9	-11.77
ストリーム	2014	5.56	66	56.1	+50.54
ミサワ	2012	27.24	42	35.7	+8.46
アークン	2016	8.92	11	9.35	+0.43
平均		5256.69	6199.4	5269.15	+10.87
信頼区間 (95%)					10.87 ± 29.24

表 6 重回帰対象のデータセット

期間	レコード数	企業数	平均被害人数	平均売上高 (百万円)	平均特別損失額 (百万円)
2010-2016	144	115	356630.2	90005.99	515.6

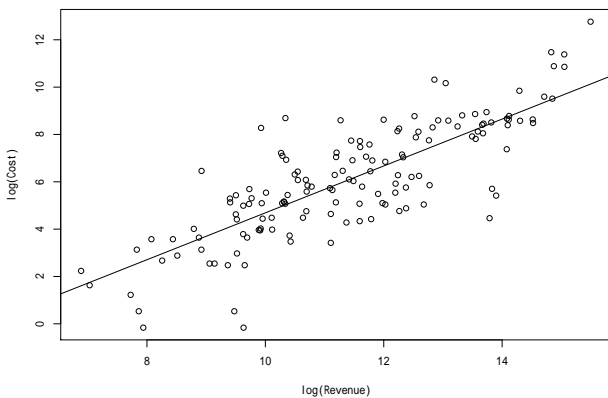


図 1 売上高と漏洩損害額の散布図

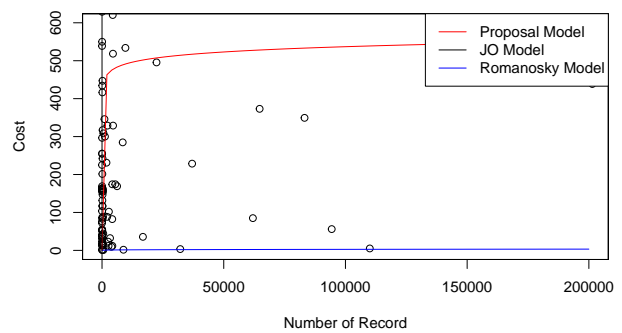


図 3 被害人数と漏洩損害額の散布図：各モデルの比較

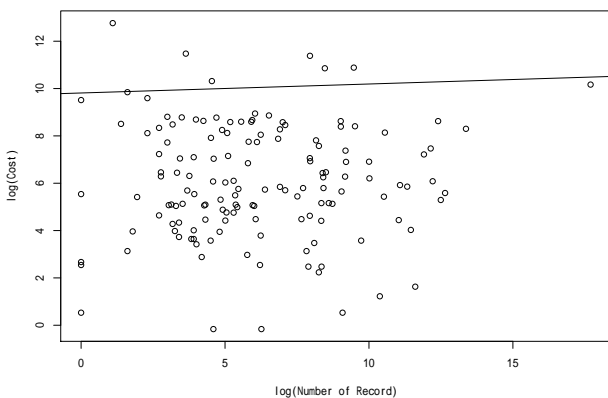


図 2 被害人数と漏洩損害額の散布図

失モデルの回帰直線を図 2 に示す。なお被害人数と漏洩損害額以外の項目 x_2, x_3, \dots には各値の平均値を入力している。図 1 程、強いあてはめになっていない。

被害人数 x_1 についての漏洩損害額の各モデルを図 3 に示す。JO モデルは被害人数によって損害額は比例し、影響が大きいのに比べ、提案モデルと Romanosky のモデルでは被害人数による損害額は影響が小さいことがわかる。

4.1 JO との比較

式 (6) の JO モデルは、1 人当たりの賠償額が漏洩した情報によって定数倍されるモデルである。一方、提案の式 (6) のモデルは線形式で両者は異なるように見える。しかし、提案モデルを下記のように変形することによって JO モデルと等価であることを示す。

$$\begin{aligned}
 \text{漏洩損害額} &= e^{f(x)} \\
 &= e^{\beta_0 + \beta_1 \cdot \log(x_1) + \beta_2 \cdot \log(x_2) + \beta_3 \cdot x_1 + \beta_4 \cdot x_2 + \dots} \\
 &= e^{\beta_0} \cdot e^{\beta_1 \cdot \log(x_1)} \cdot e^{\beta_2 \cdot \log(x_2)} \cdot e^{\beta_3 \cdot x_1} \dots \quad (4) \\
 &= e^{\beta_0} \cdot x_1^{\beta_1} \cdot x_2^{\beta_2} \cdot e^{\beta_3 \cdot x_1} \dots
 \end{aligned}$$

提案モデルでの算出額と JO モデルでの想定損害賠償額の比較を表 8 に示す。

提案モデルと JO モデルでは算出額に大きな違いが見られ、平均で 1164604 百万円と JO モデルの算出額が大きくなっていった。提案モデルと漏洩損害額との平均誤差率は 0.75 となり、誤差が最小であった。一方、総損害額を被害人数で割った 1 人当たりの損害額を見ると提案モデルが平均で 258016452 円、JO モデルが平均で 12541 円となり、提案モデルの平均額が非常に大きい。

JO モデルでは経済的ランク、精神的ランク、本人特定容易度について、その段階によって 10 倍、5 倍のように想定損害額が定数倍されていた。提案モデルで、この定数の

表 7 提案モデルにおける係数

係数			<i>Estimate</i>	<i>p.value</i>	定義域	平均値	
β_0			-3.9632	0.0093 ***			
log(被害人数)	$\log(x_1)$	β_1	0.0379	0.4612		6.15	
log(売上高)	$\log(x_2)$	β_2	0.9904	$2.18E-23$ ***		11.40	
故意	x_3	β_3	0.6261	0.6808	0,1	0.15	
事後対応度	x_4	β_4	N/A	N/A	0,1	0	
経済的ランク	x_5	β_5	0.1590	0.5025	1,2,3	1.31	
精神的ランク	x_6	β_6	0.0128	0.9772	1,2,3	1.11	
本人特定容易度	x_7	β_7	0.2079	0.6930	1,3,6	4.26	
業種	不動産業		-0.9664	0.2141		0.08	
	建設業		-2.3409	0.0020 ***		0.10	
	情報通信業		-1.0501	0.1409		0.19	
	林業		-1.3298	0.2738		0.01	
	電気・ガス		-1.7914	0.0657 *		0.03	
	生活関連サービス業、娯楽業		-2.0012	0.1181		0.01	
	サービス業 (他に分類されないもの)		-0.8641	0.2857		0.07	
	卸売業、小売業		-1.3594	0.0518 *		0.17	
	医療、福祉	x_8	β_8	-1.5521	0.1356	0,1	0.03
	宿泊業、飲食サービス業			-1.3504	0.1380		0.04
	製造業			-1.6206	0.0213 **		0.17
	教育、学習支援業			-0.5533	0.6155		0.02
	学術研究、専門・技術サービス業			-1.0657	0.4271		0.01
	金融業、保険業			-2.6764	0.0104 **		0.03
	氏名	x_9	β_9	-0.6231	0.6007	0,1	0.82
	住所	x_{10}	β_{10}	-0.5169	0.7406	0,1	0.55
電話番号	x_{11}	β_{11}	-0.5337	-0.7562 *	0,1	0.51	
生年月日	x_{12}	β_{12}	-0.2348	0.5105	0,1	0.26	
性別	x_{13}	β_{13}	0.2624	0.5296	0,1	0.17	
職業	x_{14}	β_{14}	0.1453	0.7767	0,1	0.07	
メールアドレス	x_{15}	β_{15}	-0.3845	0.2318	0,1	0.46	
ID/PASS	x_{16}	β_{16}	-0.2810	0.5025	0,1	0.12	

妥当性を検討する。例えば、本人特定容易度 $x_7 = 1$ と 3 の損失額の比は

$$\begin{aligned} \frac{f(x_1, x_2, \dots, x_7 = 3, \dots)}{f(x_1, x_2, \dots, x_7 = 1, \dots)} &= \frac{e_0^\beta \cdot x_1^{\beta_1} \cdot x_2^{\beta_2} \dots e^{3\beta_7} \dots}{e_0^\beta \cdot x_1^{\beta_1} \cdot x_2^{\beta_2} \dots e^{1\beta_7} \dots} \\ &= \frac{e^{3\beta_7}}{e^{1\beta_7}} \quad (5) \\ &= e^{2\beta_7} = 1.5158 < 3 \end{aligned}$$

と算出される。すなわち、JO モデルで 3 倍としているのは、高すぎで、1.5 倍の方がより現状を近く表している。提案モデルでの x_7 以外の経済的ランクなどが 1 段階上がった時の影響を計算することができる。それぞれの段階について提案モデルでの影響を計算した結果を表 9 に示す。

提案モデルではいずれの変数についても、1 段階上がった時の影響は JO モデルよりも小さくなった。

経済的ランク、精神的ランク、本人特定容易度がすべて 1 のインシデントのデータを元に、1 人あたりへの基礎情報価値を計算する。見積額を表 10 に示す。経済的ランク、精神的ランク、本人特定容易度がすべて 1 ならば、式 6 より JO モデルでの 1 人あたりへの想定損失額は 500 円とな

るが、提案モデルでは 212106.1 円となった。

4.2 Romanosky との比較

回帰に使用した事件のデータに対して、Romanosky のモデルを適用した場合と提案モデルとの比較を表 8 に示す。また、 $lawsuit_{i,t}$, $FirmType_{i,t}$, λ_t , ρ_{ind} , $\mu_{i,t}$ については無視している。Romanosky のモデルでは平均が 57.32 百万円と算出額が非常に小さいことが示された。

5. 考察

JO モデルの算出額との比較の結果、大きな差があることが明らかになった。表 8 のベネッセホールディングスでの算出額に着目する。JO モデルでは想定損害賠償額の誤差率は 6154.1 であったが、提案モデルでは 0.49 となり、誤差が非常に小さい。また、算出額を被害人数で割った 1 人当たりの損害額は JO モデルでは 33000 円なのに対して、提案モデルでは約 273 円であった。しかし、表 10 から平均の 1 人当たりの漏洩損害額をみると提案モデルは非常に高額なことに注意が必要である。これは提案モデルが企業

表 8 各モデルでの漏洩損失額（上位 20 社）

No	企業名	日付	被害人数	JO モデル	Romanosky	提案モデル	漏洩損害額	情報セキュリティ 対策費
1	ベネッセホールディングス	2014/7/9	48580000	160314E+4	2367.64	13287.36	26045.7	26039
2	セキ	2015/9/15	267000	41652	325.19	87.43	198.9	210.68
3	ストリーム	2014/1/30	94359	566.15	256.64	152.89	56.1	5.56
4	ミサワ	2011/5/26	16798	1310.24	126.87	17.1	35.7	27.24
5	アークン	2016/1/13	3859	23.15	66.98	4.4	9.35	8.92
6	サイバーエージェント	2016/11/29	640368	742.18	466.35	3532.63	4021.35	
7	コシダカホールディングス	2014/9/17	310000	930	403.73	199.01	266.9	
8	サイバーエージェント	2013/8/12	243266	1459.6	446.95	1273.35	5566.65	
9	パスコ	2010/3/21	201414	9063.63	355.01	637.05	438.6	
10	GMO インターネット	2015/2/27	188047	1011.3	276.47	1444.65	1752.7	
11	アミューズ	2009/8/10	148680	11597.04	307.14	187.89	1362.55	
12	レアジョブ	2012/5/14	110000	330	182.83	7.97	5.1	
13	江崎グリコ	2016/3/7	83194	6489.13	361.5	1375.64	349.35	
14	椿本チエイン	2016/11/14	64742	194.23	311.08	612.94	373.15	
15	ホットマン	2014/7/1	61977	1115.59	227.81	51.94	85	
16	サイバーエージェント	2014/6/23	38280	76.56	267.69	1852.89	3427.2	
17	サニーサイドアップ	2015/8/28	37006	37.01	184.36	145.42	228.65	
18	リブセンス	2013/2/28	32132	282.79	98.19	4.56	3.4	
19	良品計画	2015/1/5	22385	405.07	165.95	716.14	495.55	
20	学研ホールディングス	2015/7/13	22108	132.65	205.88	509.37	1002.15	
平均				1167345.56	57.32	2741.46		
最大				160314000	1264.05	36953.72		
最小				0.2	3.58	4.016		
平均誤差				1172502.69	6398.99	4866.99		
最大誤差				-160287954.3	-349627.01	+331172.4		
最小誤差				-1.95	+1.89	+1.4E-13		
重み付き平均誤差率				181.82	0.99	0.75		

表 10 基礎情報価値 ($x_5 = x_6 = x_7 = 1$ のデータ)

件数	平均被害人数	平均漏洩損害額 [百万円]	平均漏洩損害額 [円/人]
20	5031.3	1067.17	212106.1

の売上高に大きく依存しているため、売上高が大きく被害人数の少ないケースに適応できていないためであると考えられる。

一方、表 8 から Romanosky のモデルでは提案モデルと比べても算出額が小さくなることが明らかになった。Romanosky の回帰に使用したデータでは revenue の平均が 8031 百万ドルとなっている。このことから、アメリカと日本の市場規模の大きさの違いにより Romanosky のモデルが日本のインシデントに適応できていないと考えられる。

6. おわりに

本研究では、個人情報漏洩の損害額の新しい数理モデルの提案を行い、先行研究よりも実際の損害額に近い金額を算出できるモデルを作成した。提案モデルの重み付き平均誤差率は 0.75 であった。ベネッセ社の 1 人当たりの損害額は 273 円であり、より現実的なモデルであることを示した。

表 9 提案モデルと JO モデルの係数の比較

経済的ランク	JO モデル	10^0	10^1	10^2
	提案モデル	1	1.1723	1.3743
精神的ランク	JO モデル	5^0	5^1	5^2
	提案モデル	1	1.0129	1.0261
本人特定容易度	JO モデル	1	3	6
	提案モデル	1	1.5158	2.8291

しかし、目的変数とした特別損失額には震災などの影響が含まれている可能性がある。そのため、今回参考にした情報セキュリティ対策費のような情報漏洩事件そのものだけに関連する損失額のデータを収集する方法を検討する必要がある。

また、営利企業でないため損失額がない団体や、上場企業でないために損失額が不明な企業が存在する。このような企業や団体にも適応できるようなモデルの拡張が必要である。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、インシデントデータを提供いただいた日本ネットワークセキュリティ協会様に感謝いたします。

参考文献

- [1] ベネッセお客様本部: 事故の概要 (<https://www.benesse.co.jp/customer/bcinfo/01.html>, 2017.01.31 参照)
- [2] 幻冬舎: 不正アクセスによる会員情報の流出に関するご報告とお詫び (<http://www.gentosha.co.jp/news/n446.html>, 2017.01.31 参照)
- [3] 日本ネットワークセキュリティ協会: 2016年情報セキュリティインシデントに関する調査報告書～個人情報漏えい編～ (<http://www.jnsa.org/result/incident/>, 2018.02.01 参照)
- [4] 情報セキュリティインシデント調査報告書 (JNSA データセット)
- [5] Sasha Romanosky: Examining the costs and causes of cyber incidents, *Journal of Cybersecurity*, 2(2), pp.121-135, 2016
- [6] 本決算 (連結優先) データ, 株式会社 QUICK Astra Manager, http://biz.quick.co.jp/lp_astram/
- [7] 日経新聞: ベネッセHD最終赤字136億円 情報漏洩で特損260億円 (https://www.nikkei.com/article/DGXLASGD31H1G_R30C14A7EA2000/, 2018.02.05 参照)
- [8] セキ株式会社: 平成28年度3月期決算短信, pp.2 (https://www.seki.co.jp/material/dl/ir/kessan/20160506_LdfbMJkUnbPG.pdf, 2018.02.05 参照)