被害規模と頻度に基づいた企業のセキュリティインシデントのリスクモデルの提案

2021/02/12(金)

修士論文諮問会

菊池研究室　池上和輝

背景

- 内部犯行、不正アクセスによる情報漏洩(**インシデント**)増加
  - 2020年12月，PayPayの不正アクセス被害
  - 2018年 443件，561万件の個人情報流出[1]

- 企業のリスク認識の課題
  - セキュリティ保険加入率も諸外国より低い[2]
    - 情報漏洩のリスクを感じない
    - 費用対効果がわからない
  - 企業が被害に遭う確率を過少に見積もっている
  - ISMS認証などのコストに対して，それに見合う必要性を認識していない

- セキュリティリスクの簡易的な定量化が必要

[1]日本ネットワークセキュリティ協会， 2018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～(速報版).
[2]佐久間樹里，猪俣敦夫，サイバー保険の調査・分析による加入率向上への提案，研究報告インターネットと運用技術(IOT)(IPSJ)，pp. 1-8，2019

中間発表での問題点

■中間の内容

- 負の二項分布を用いてインシデント発生間隔を予測

■問題点

1. 予測対象企業が限定される
   - 過去にインシデントを起こした組織のみが対象

⇨ **解**：業種，漏洩原因からモデル作成

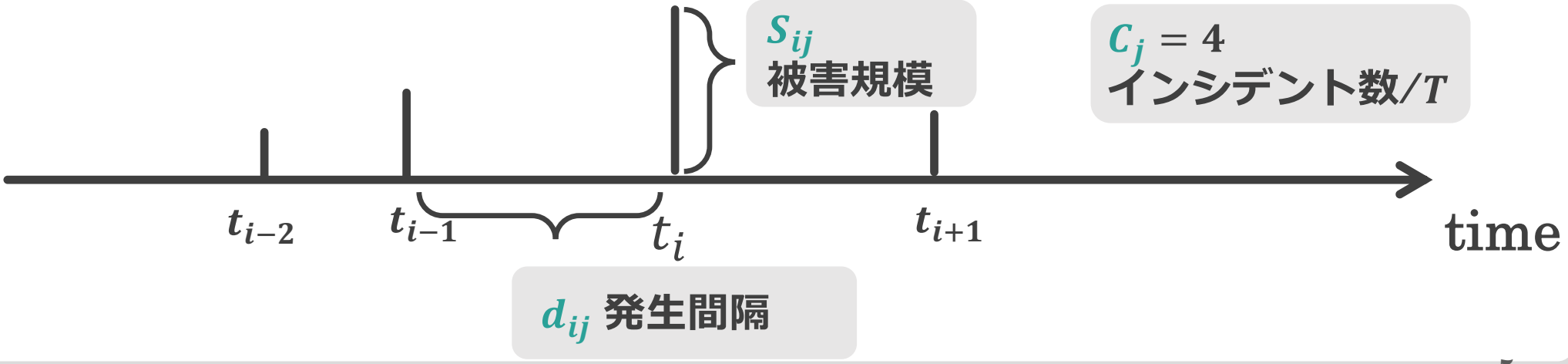
2. 予測インシデントの被害規模が不明

⇨ **解**：被害規模を考慮したモデルの提案

修士論文目次

データ

- JNSAデータセット (2005-2018)
  - 新聞やインターネット，企業のリリース等の公開情報から収集
  - 9,007組織の15,604インシデント使用
- 使用するインシデント情報
  - T年間で組織 j がi番目に起こしたインシデントから取得する情報

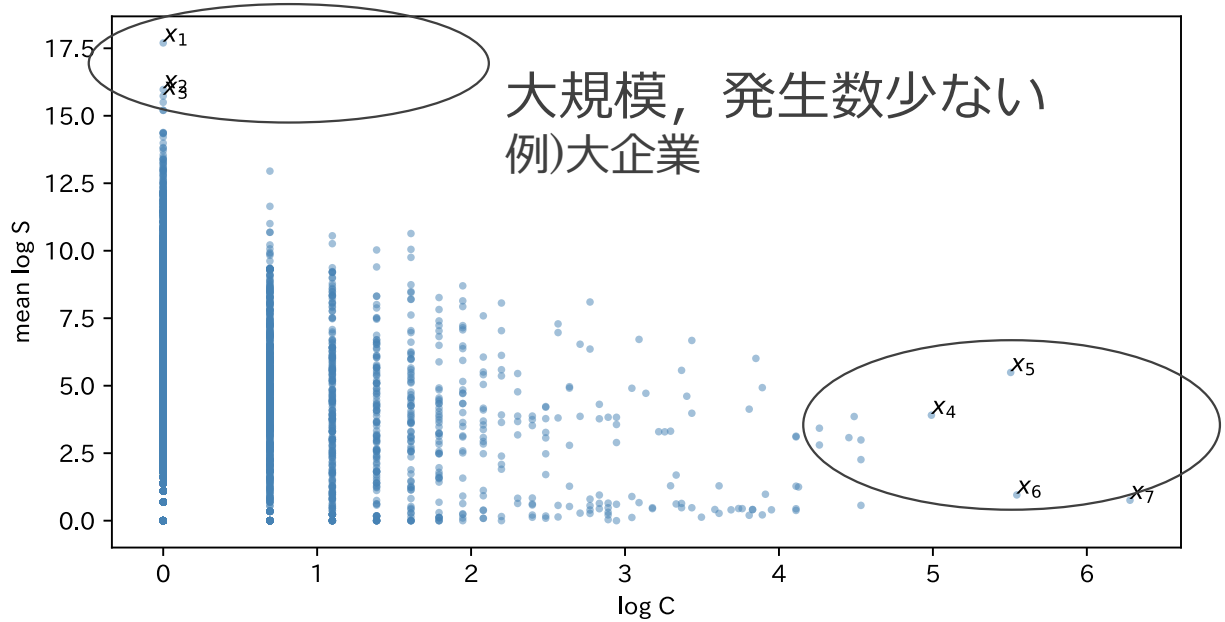


分析の流れ

1. 被害規模 S を複数の視点から分析
   ① 被害規模Sとインシデント数 C
   ② 企業ごとの被害規模Sの分布
   ③ 漏洩原因ごとの被害規模Sの分布
2. モデルの提案
3. モデルの評価

分析①：被害規模 S とインシデント数 C

- 9,007企業のインシデント数Cと平均被害人数S
- 被害規模とインシデント数に負の相関



- 仮説）被害規模は企業によって固有に決まる

分析②：企業と被害規模の独立性

■仮説

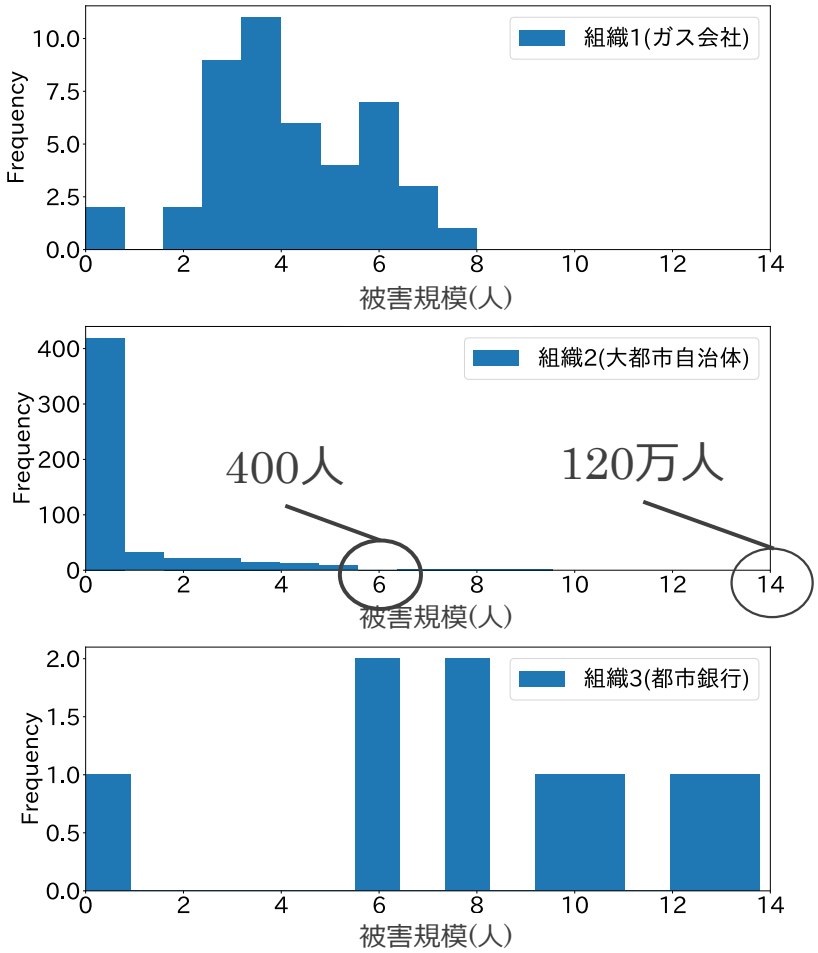
A) 被害規模は企業によって**固有に決まる**

B) 被害規模は企業によって**定まらない**
（小規模も大規模も起こる）

■主要な企業の被害規模の分布

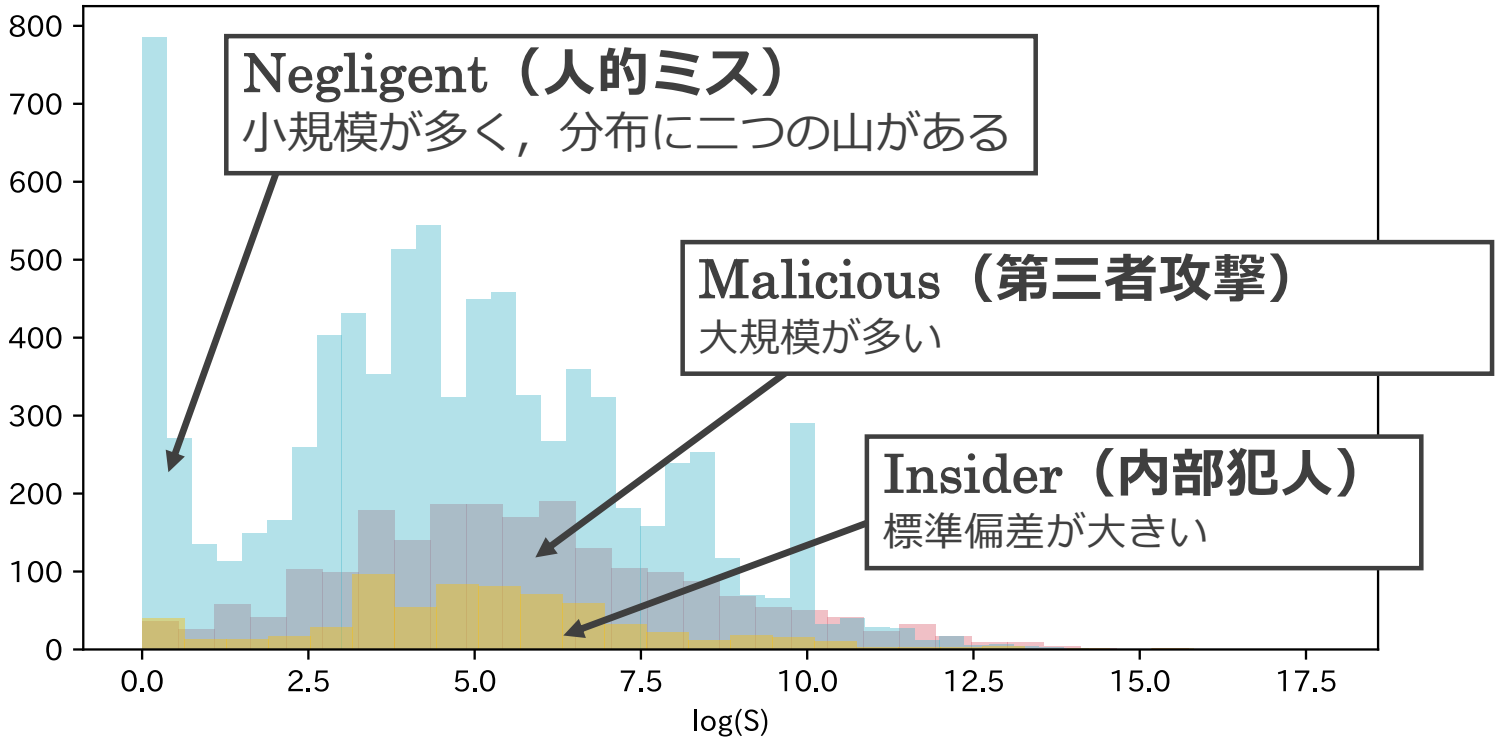
	分布	仮説Aの成立
組織1	正規分布	×
組織2	小規模に偏り	○
組織3	大規模に偏り	×

■一部の組織で，仮説Aが成り立つが多くの場合で組織と被害規模は独立



分析③：漏洩原因ごとのSの分布

- JNSAの11漏洩原因を3種類に分類

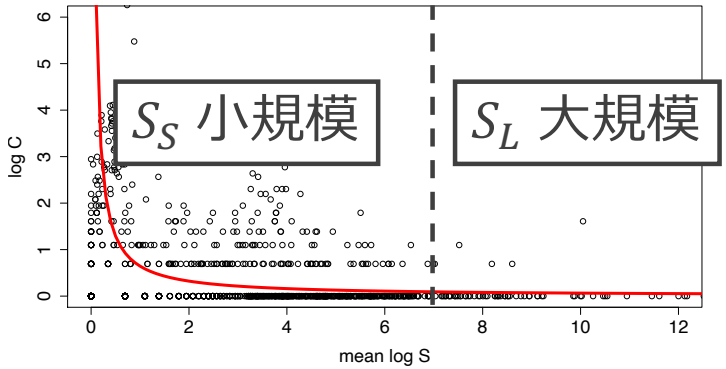


- 3種類の漏洩原因によって被害人数が異なる

提案モデル

■モデル作成

- インシデント数Cと被害人数 S に負の相関あり（分析①）
  - $\log C_j = \frac{1}{\alpha \overline{\log S_j}}$
- $\alpha_{k\ell}$は，3原因 kと16業種 ℓ から推定
  - 漏洩原因ごとに分布が異なる（分析③）
  - 業種がインシデント生起確率に影響[2]



■モデル利用，評価

- 各モデルで小規模S_Sと大規模S_Lのインシデント数Cを予測
  - 被害規模は組織によって定まらない（分析②）

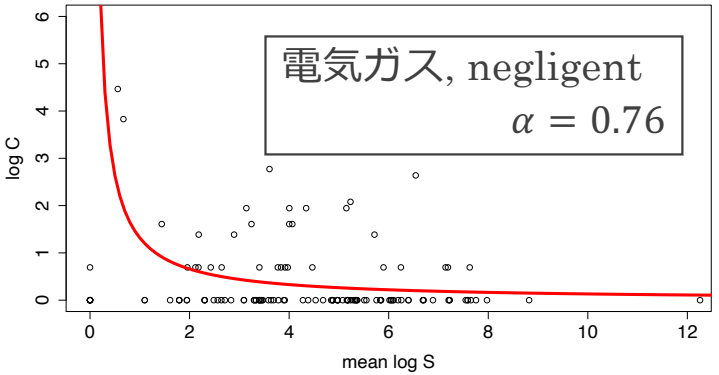
被害規模	分類方法
S_S	$S_j < 1{,}000$
S_L	$S_j \geq 1{,}000$

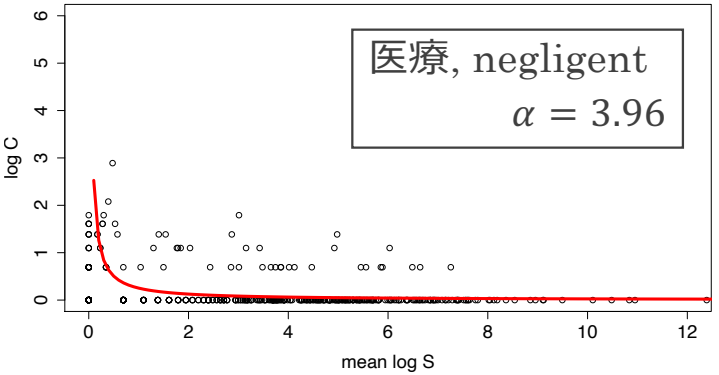
推定パラメータ（一部）

■46種類(3原因，16業種)のパラメータ α の一部

■αは安全度示す

業種 k	漏洩原因 ℓ		
	negligent	malicious	insider
電気ガス業	0.76	1.01	5.81
金融業，保険業	1.24	3.00	2.79
建設業	1.43	2.08	1.67
⋮	⋮	⋮	⋮
医療，福祉	3.96	6.01	2.66
宿泊業，飲食業	4.89	2.74	1.40E+09
サービス業	5.80	5.38	9.64

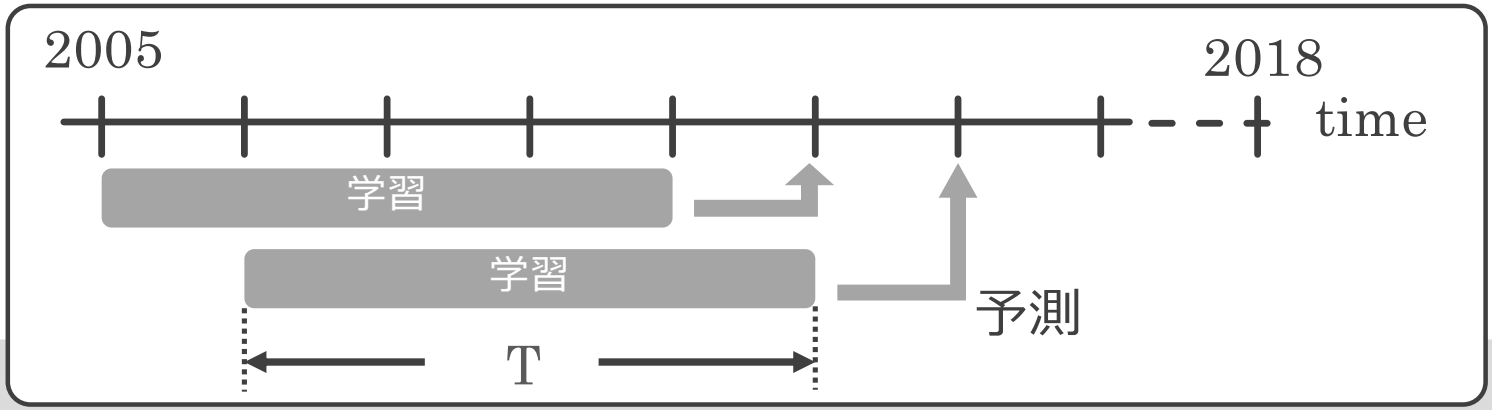




モデル評価手順

1. 2005年から$T = 5$年間を学習データとしてα推定
   $2010(2005 + T + 1)$年をテストデータ
2. 推定：大規模$(S_L = 1{,}000)$，小規模$(S_S = 1.5)$ $\hat{C}_{k\ell}(S_L),\ \hat{C}_{k\ell}(S_S)$
3. 観測：テストデータ内で組織j毎に規模SのC集計 $C_{j\ell}(S_L),\ C_{j\ell}(S_S)$
4. 組織j，規模S，原因ℓ，jの属する業種k毎に誤差算出

$$E_{j\ell}(S) = \exp\left|\frac{\log \hat{C}_{k\ell}(S)}{T} - \log C_{j\ell}(S)\right|$$



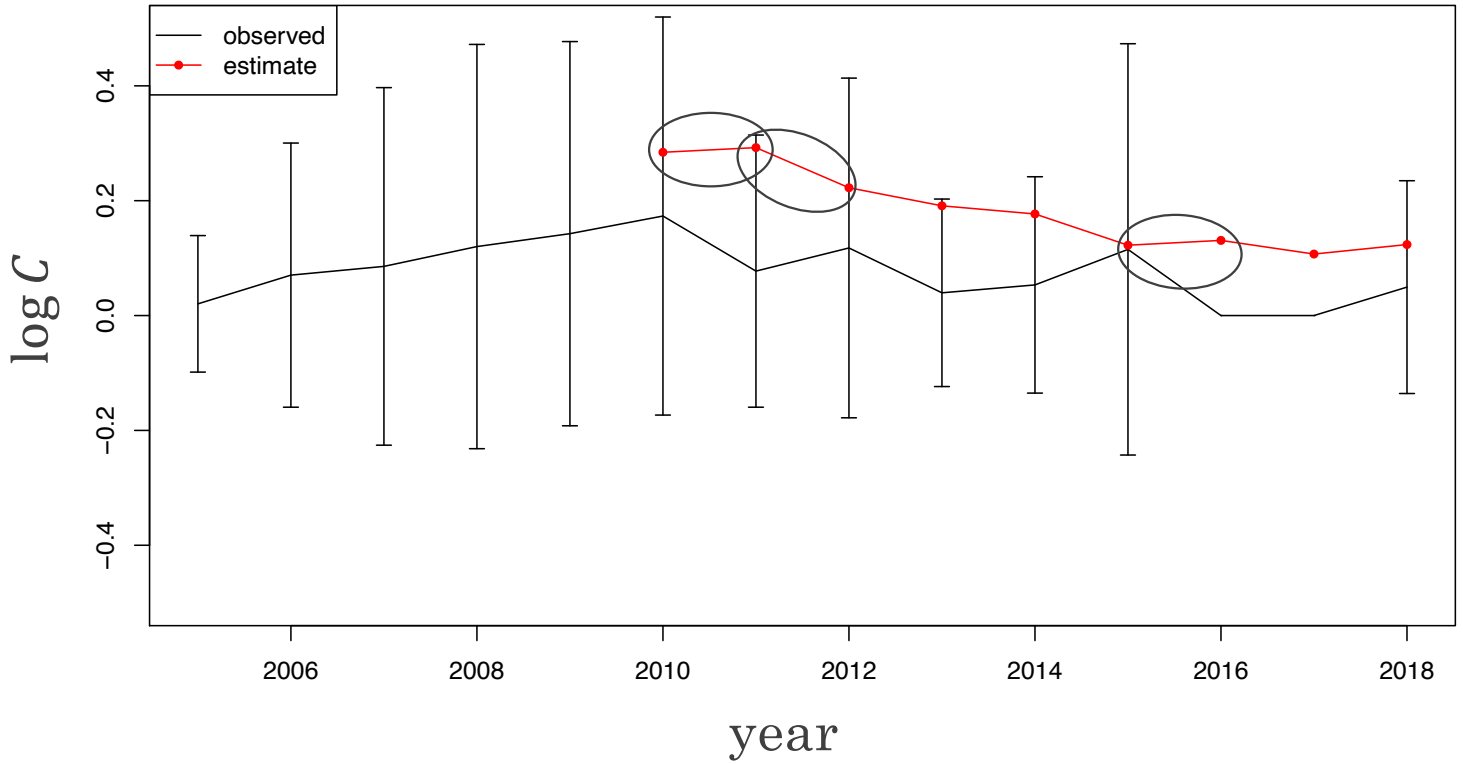
評価結果(negligent, S_S)

業種 k	$\bar{C}$	$\overline{\log S}$	$E(\text{negligent}, S_S)$ 平均	最大
電気・ガス・熱供給・水道業	2.94	3.29	1.8	12.7
公務	2.95	1.92	1.6	127.7
金融業，保険業	1.80	5.49	1.4	114.4
情報通信業	1.47	4.84	1.2	4.4
医療，福祉	1.32	3.38	1.1	7.5
学術研究，専門サービス業	1.06	5.28	1.1	1.9
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
全データ使用	1.73	4.66	1.3	130.3

- 平均誤差最大の業種は，電気ガス業で1.8件
- 1企業の最大誤差は，公務127件
- 全データを使用した場合と比較して平均誤差が0.76倍に改善

予測値と実測値の分布

- 情報通信業，negligent，S_S
- 平均誤差1.23件



まとめ

- 中間の発表を踏まえた次の二点を解決した
  - 予測対象企業が限定される → 業種，漏洩原因ごとにモデル作成
  - 予測インシデントの被害規模が不明 → 被害規模をモデルの説明変数に利用
- インシデント数と被害人数との相関から，
  被害人数について発生インシデント数を定量化するモデルを提案
  - $\log C_j = \frac{1}{\alpha \overline{\log S_j}}$
- 企業によって固有の被害人数が定まらない
- 3漏洩，16業種をもとに48モデルを作成，被害規模ごとに評価
  - Negligent, 小規模S_S
    - 平均誤差最大の業種は，電気ガス業で1.8件
    - 1企業の最大誤差は，公務で127件
    - 全データを使用した場合と比較して平均誤差が0.76倍に改善
  - Malicious，大規模S_L，平均1.00件の誤差
  - Insider，小規模　S_S，平均1.05件の誤差