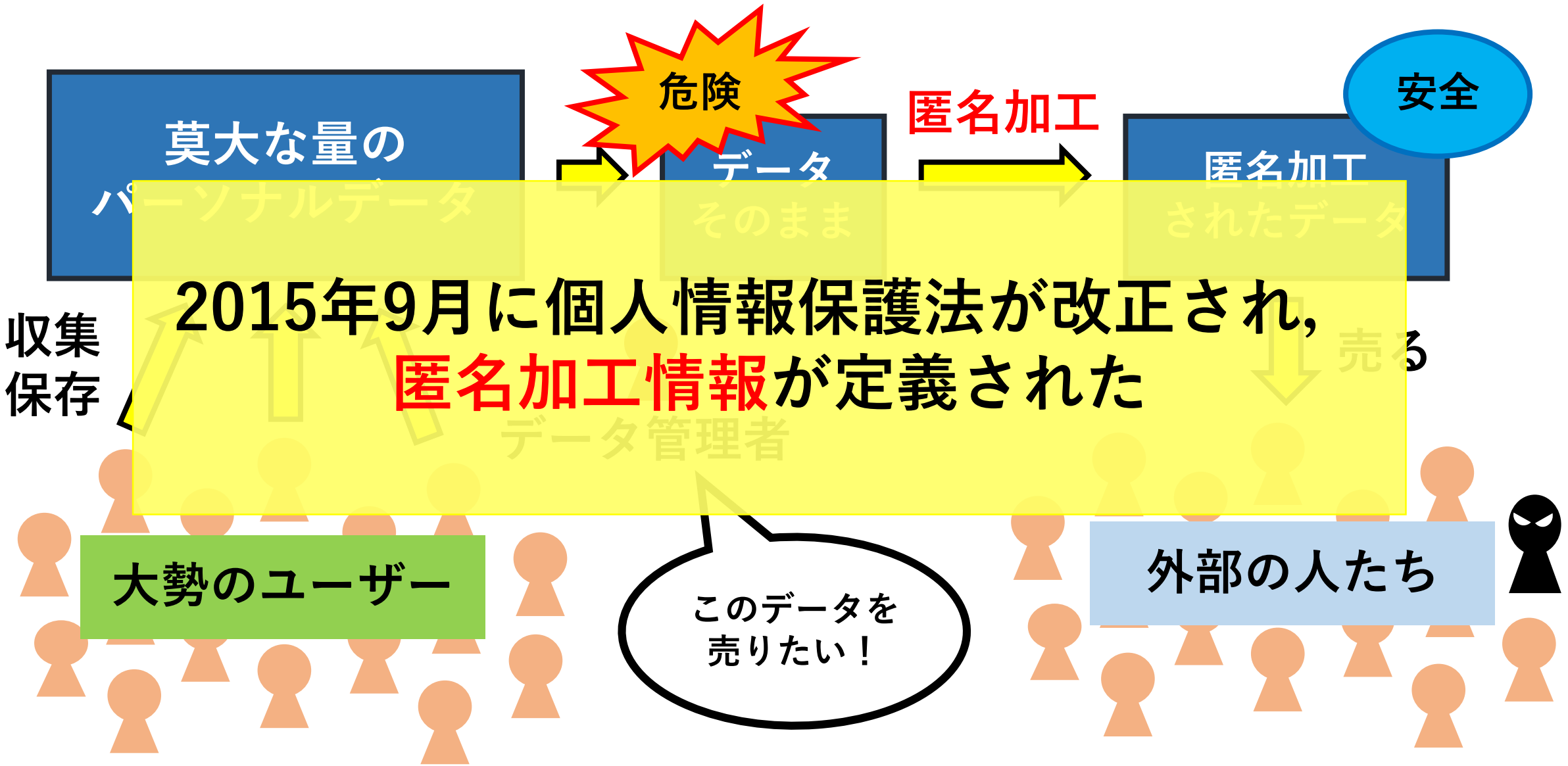
PWS 2017

背景知識の違いによる匿名加工データの攻撃者モデルの分類と評価

伊藤聡志，菊池浩明（明治大学）
中川裕志（東京大学）

匿名加工とは？


莫大な量の
パーソナルデータ
危険
データ
そのまま
匿名加工
匿名加工
されたデータ
安全
収集
保存
売る
データ管理者
2015年9月に個人情報保護法が改正され,
匿名加工情報が定義された
大勢のユーザー
このデータを
売りたい！
外部の人たち

攻撃者と背景知識

菊池研学生の試験結果

どれかが伊藤

ID	数学	英語	物理
A	90	50	70
B	90	50	60
C	90	70	70
D	50	70	60
E	50	50	80
F	50	50	10
G	30	70	80
H	30	70	10

このデータから
伊藤の試験結果を
知りたい！

攻撃者

攻撃者が
このデータから
伊藤を識別
できる確率
$= \frac{1}{8}(12.5\%)$

背景知識

攻撃者と背景知識

菊池研学生の試験結果

ID	数学	英語	物理
A	90	50	70
B	90	50	80
C	90	70	70
D	50	70	80
E	50	50	80
F	50	50	10
G	30	70	80
H	30	70	10

攻撃者の持つ
背景知識によって
データの危険度は変わる

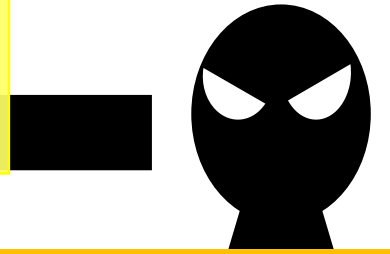
伊藤を識別できる確率
$= \frac{1}{4}(25\%)$

伊藤を識別できる確率
$= \frac{1}{2}(50\%)$

攻撃者X

伊藤の英語の点数は50点である

攻撃者Y



伊藤の物理の点数は10点である

本研究について

研究目的

- **どんな背景知識を持つ攻撃者が危険なのか？**
- **データ中のどの属性が危険であるのか？**

困難性

- **データの安全性を測るためにはアルゴリズムを設計し，再識別プログラムを開発する必要がある**

本研究について

PWSCUP2017で用いられている安全性指標

RE-IDENTIFY	S1－datenum	野島 良 Ryo Nojima	匿名加工前後で，購入日と数量の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 2nd （date） and the 6th （number） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j
RE-IDENTIFY	S2－datenum	野島 良 Ryo Nojima	匿名加工前後で，商品IDと単価の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 4th （gift） and the 5th （price） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j
RE-IDENTIFY	S3－datenum	野島 良 Ryo Nojima	匿名加工前後で，商品IDと数量の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 4th （gift） and the 6th （number） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j
RE-IDENTIFY	S4－itemdate	野島 良 Ryo Nojima	匿名加工前後で，商品ID2桁，購入日の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 2nd （date） and the 4th （gift id） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j
RE-IDENTIFY	S5－item2pricenum	濱田 浩気 Koki Hamada	匿名加工前後で，商品ID2桁，価格と個数の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 4th （gift id）， the 5th （price） and the 6th （number） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j
RE-IDENTIFY	S6－item2datenum	濱田 浩気 Koki Hamada	匿名加工前後で，商品ID2桁，購入日と個数の組み合わせが等しいレコード同士を同じ顧客とみなす． If the 4th （gift id）， the 2nd （date） and the 6th （number） attributes are the same between some anonymized record i and some non－anonymized record j， then the algorithm regards i as the anonymized record of j and outputs customer id in j

プログラムの開発や実行を必要としないで
データの再識別リスクを評価する
数理モデルを提案する

トイデータ

4人分の3日間の購買履歴データ(例)

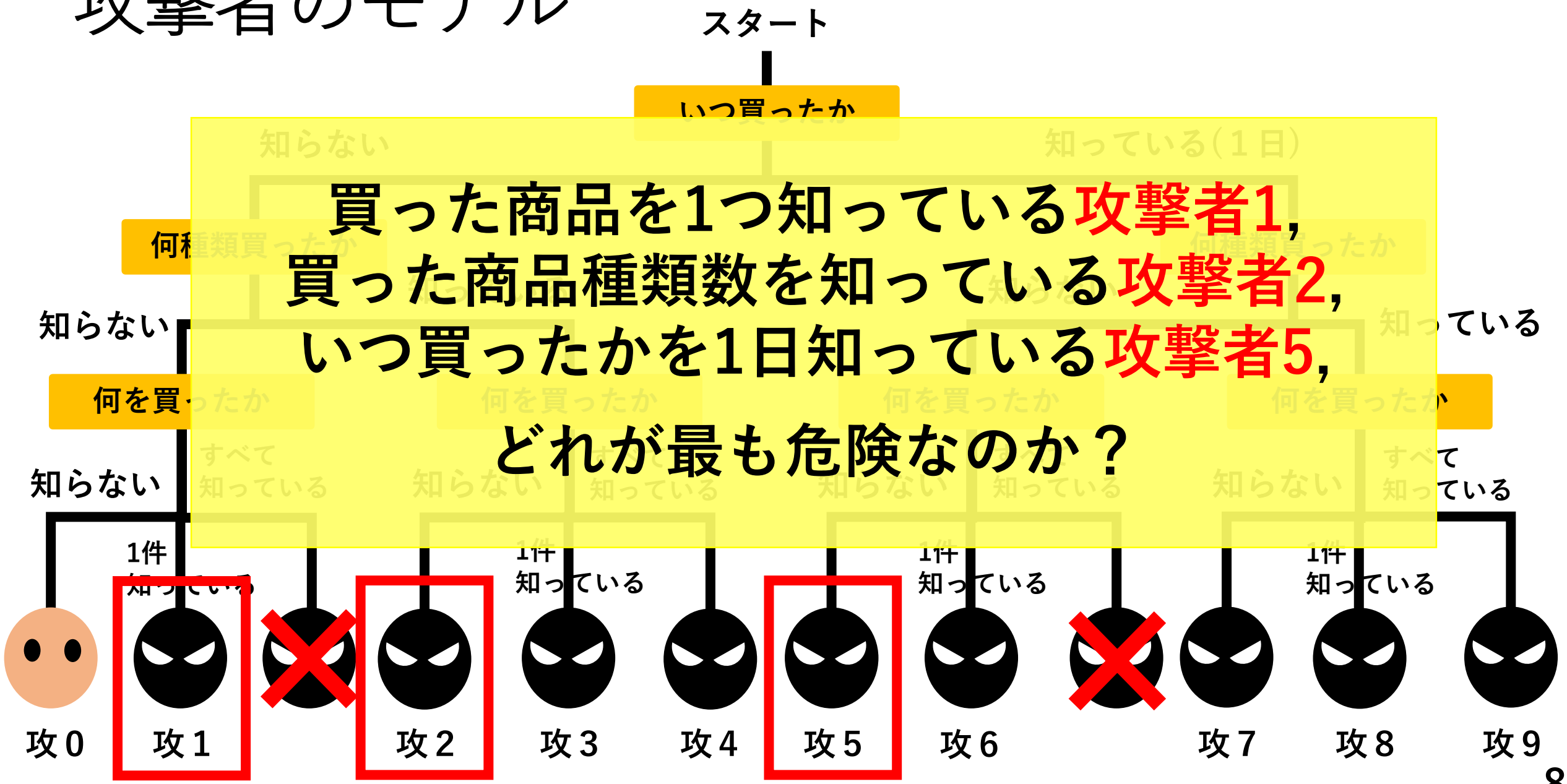
レコード	ID	購買ID	年月日	時	商品ID	単価($)	個数
1	A	1	2010/12/1	8:45	100	1	10
2	C	2	2010/12/1	10:20	100	1	30
3	D	3	2010/12/1	16:40	200	10	5
4	B	4	2010/12/2	9:00	100	2	50
5	B	4	2010/12/2	9:00	100	1	2
6	C	4	2010/12/2	9:00	300	20	5
7	A	5	2010/12/3	6:10	100	1	10
8	B	6	2010/12/3	10:00	200	5	5
9	D	7	2010/12/3	12:20	100	50	1
10	D	8	2010/12/3	20:00	300	1	100

1.いつ買ったか
2.何種類買ったか
3.何を買ったか

に注目する

10行

攻撃者のモデル



買った商品を1つ知っている攻撃者1,
買った商品種類数を知っている攻撃者2,
いつ買ったかを1日知っている攻撃者5,
どれが最も危険なのか？

トイデータを変換した表

レコード	ID	購買ID	年月日	時	商品ID	単価($)	個数
1	A	1	2010/12/1	8:45	100	1	10
2	C	2	2010/12/1	10:20	100	1	30
…	…	…	…	…	…	…	…

ID/購入日	2010/12/1	2010/12/2	2010/12/3
A	100		100
B		100, 200, 300	200
C	100		
D	200		100, 300

攻撃者５の危険度

攻撃者5がこの背景知識を得る確率

$$Pr(X = \text{"2010/12/1"}) = \frac{3}{10}$$

攻撃者5

購買履歴データを変換したもの

ID/購入日	2010/12/1	2010/12/2	2010/12/3
A	100		100
B		100, 200, 300	200
C	100		
D	200		100, 300

伊藤は
2010/12/1に
買い物をした

背景知識 X

攻撃者5が伊藤を識別できる確率

$$Pr(id|X = \text{"2010/12/1"}) = \frac{1}{3}$$

この場合の攻撃者の危険度

$$= \frac{3}{10} * \frac{1}{3} = \frac{1}{10}$$

平均識別確率 $Pr(\text{identify}|X)$

攻撃者5

ある顧客は
2010/12/1に
買い物をした

攻撃者5

ある顧客は
2010/12/2に
買い物をした

攻撃者5

ある顧客は
2010/12/3に
買い物をした

攻撃者5は背景知識を手に入れたとき

平均 $\frac{8}{15}$ の確率で個人を識別できる

このデータに対する
攻撃者5の危険度
$Pr(\text{identify}|X)$

背景知識 x_1 背景知識 x_2 背景知識 x_3

$$\frac{3}{10} * \frac{1}{3} + \frac{3}{10} * \frac{1}{1} + \frac{4}{10} * \frac{1}{3} = \frac{8}{15}$$

数理モデルのための仮定 1

R_x：背景知識 x に該当するレコード行の集合
U_x：背景知識 x に該当する顧客の集合

仮定1： $|R_x| = |U_x|$

例：背景知識 x ＝「2010/12/1に買い物をした」

ID/購入日	2010/12/1	2010/12/2	2010/12/3
A	100		100
B		100, 200, 300	200
C	100		
D	200		100, 300

$$R_x = \{1, 2, 3\}$$
$$U_x = \{A, C, D\}$$
$$|R_x| = |U_x| = 3$$

危険度の数理モデル化

m：レコード数　X：背景知識のカテゴリ

ω_X：背景知識の種類数

例）$\omega_{\text{購買日}} = 3\ (2010/12/1, 2010/12/2, 2010/12/3)$

定理4.1

仮定1のもと，単一の背景知識 X を持つ攻撃者の平均識別確率は，

$$Pr(\mathbf{identify}|X) = \sum_{x \in X} \frac{1}{|U_x|} \frac{|R_x|}{m} = \frac{\omega_X}{m}$$

である．

数理モデルのための仮定 2

$Pr(X)$: 背景知識 X が起きる確率
$Pr(Y)$: 背景知識 Y が起きる確率

仮定2： $Pr(X,Y) = Pr(X)Pr(Y)$

例：背景知識 x =「2010/12/1に買い物をした」
背景知識 y =「商品100を買った」

商品ID /購入日	2010/12/1	2010/12/2	2010/12/3
100	2	1	2
200	0	1	1
300	1	1	1

$$Pr(X = x) = \frac{3}{10}, Pr(Y = y) = \frac{5}{10}$$

$$Pr(X = x)Pr(Y = y) = \frac{15}{100} \approx \frac{2}{10}$$

危険度の数理モデル化

m：レコード数　X, Y：背景知識のカテゴリ
ω_X, ω_Y：背景知識の種類数

定理4.2

仮定1のもと，単一の背景知識 X と独立な Y を同時に持つ攻撃者の平均識別確率は，

$$Pr(\mathbf{identify}|X, Y) = \frac{\omega_X \omega_Y}{m}$$

である．

危険度の理論値と実測値

ID/購入日	2010/12/1	2010/12/2	2010/12/3
A	100		100
B		100, 200, 300	200
C	100		
D	200		100, 300

攻撃者5

$$\Pr(\text{identify}|\text{購買日}) = \frac{\omega_{\text{購買日}}}{m} = \frac{3}{10} = 0.3$$

$$\text{実際に計算した危険度} = \frac{8}{15} = 0.53$$

実験：数理モデル評価

400人分の1年間の購買履歴データ

ID	購買ID	年月日	時	商品ID	単価($)	個数
12583	536370	2010/12/1	8:45	22728	3.75	24
12583	536370	2010/12/1	8:45	22727	3.75	24
12583	536370	2010/12/1	8:45	22726	3.75	12
12583	536370	2010/12/1	8:45	21724	0.85	12
…	…	…	…	…	…	…

38087行

危険度の大小関係を比較する

攻撃者0～9の危険度の実測値

攻撃者0～9の危険度の理論値

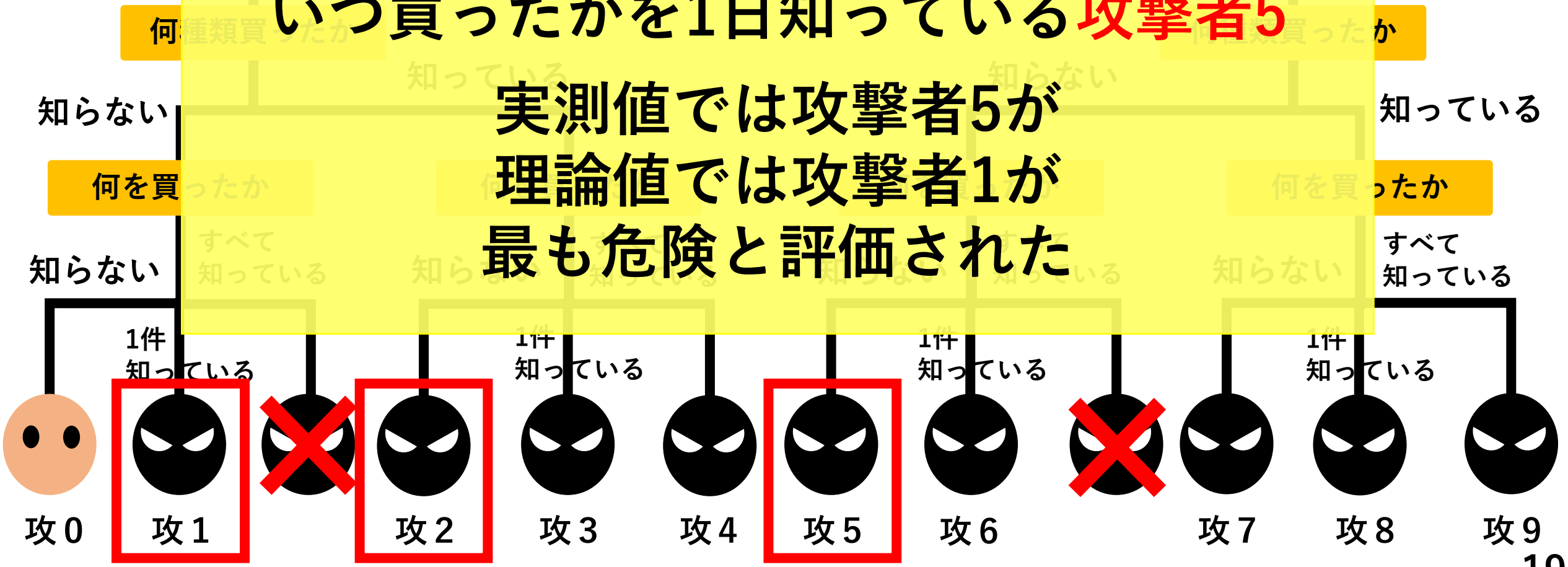
実験結果

攻撃者	危険度（実測値）	危険度（理論値）	いつ	何種類	何を
0	0.0025	0.0025	×	×	×
1	0.0965	0.0730	×	×	1商品
2	0.0807	0.0030	×	○	×
3	0.7974	8.3240	×	○	1商品
4	0.9788	4.5440	×	○	全商品
5	0.1851	0.0076	○	×	×
6	0.8945	21.1700	○	×	1商品
7	0.9400	0.8680	○	○	×
8	0.9750	2415.0000	○	○	1商品
9	0.9994	1319.0000	○	○	全商品

攻撃者のモデル

買った商品を1つ知っている攻撃者1
買った商品種類数を知っている攻撃者2
いつ買ったかを1日知っている攻撃者5

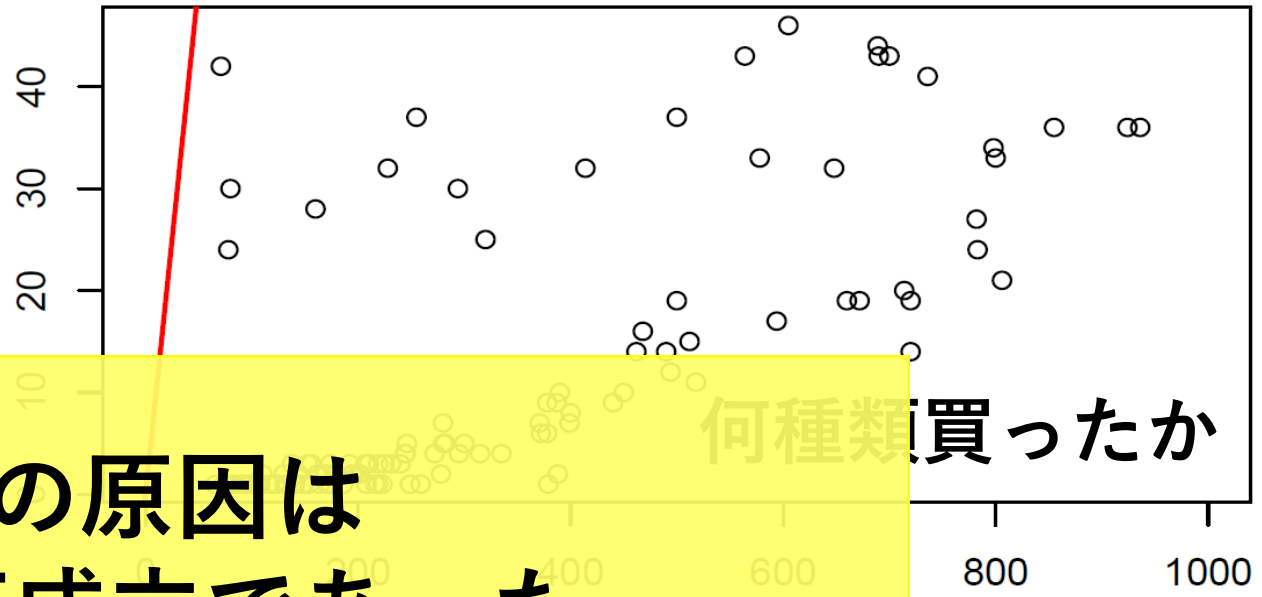
実測値では攻撃者5が
理論値では攻撃者1が
最も危険と評価された

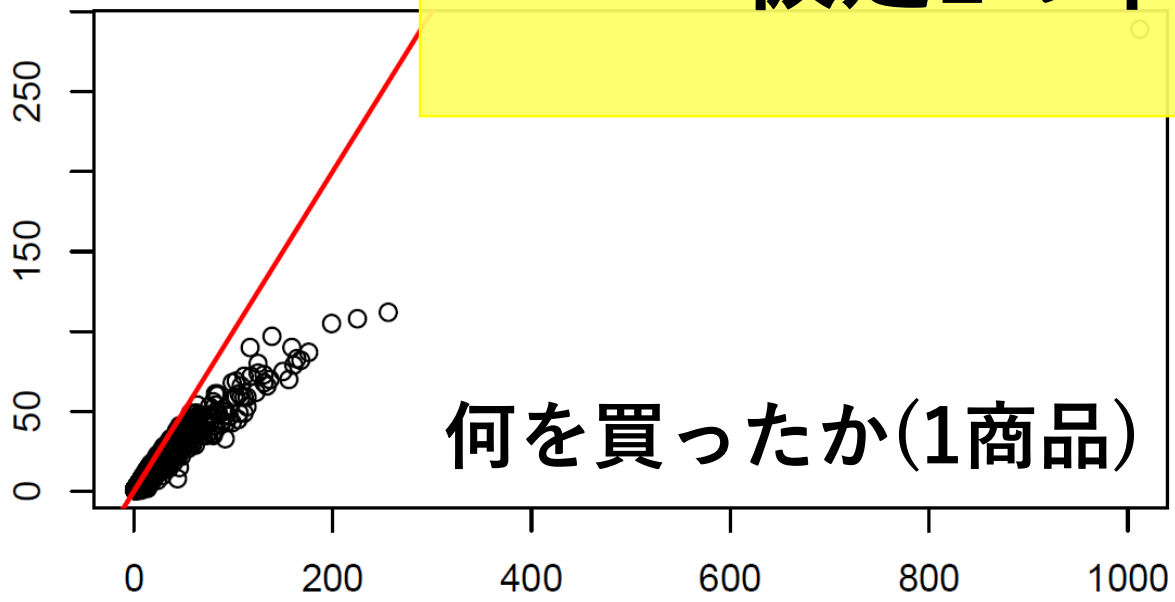


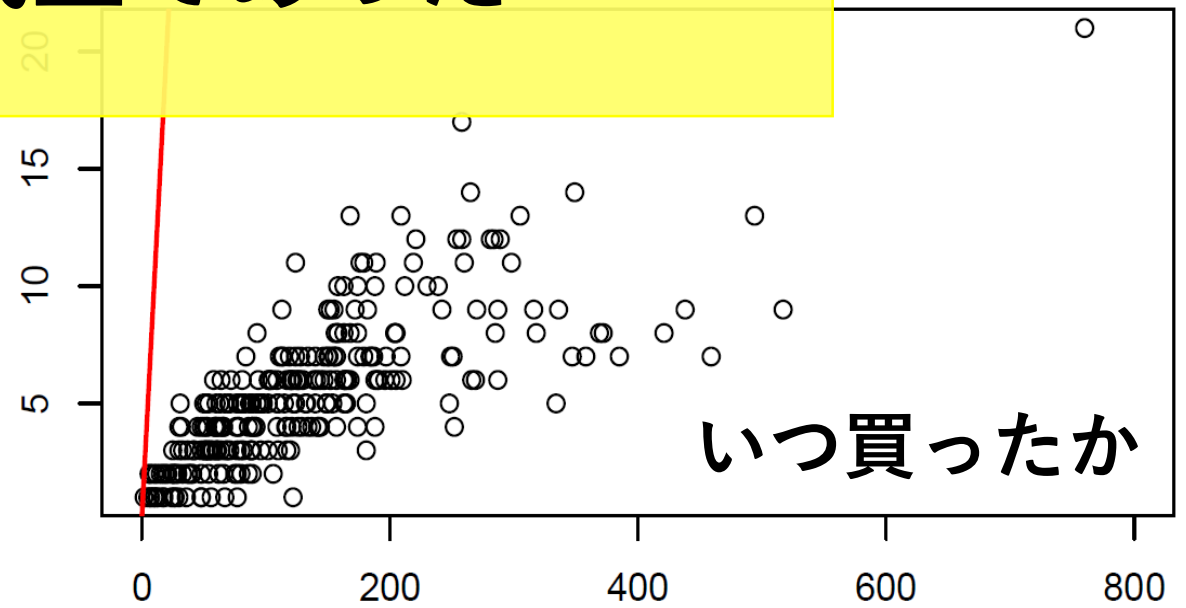
考察

$|R_x|$と$|U_x|$の散布図
横軸：$|R_x|$，縦軸：$|U_x|$
赤い直線：$|R_x| = |U_x|$

誤差の原因は
仮定1の不成立であった







まとめ

- 「いつ買ったか？」「何を買ったか？」「何種類買ったか？」に注目し，背景知識の異なる10タイプの攻撃者を想定した.
- 攻撃者の危険度を仮定を置いて数理モデル化し，400人分の1年間の購買履歴データを用いて危険度の理論値と実測値を比較した.
- その結果，理論値では「何を買ったか？」，実測値では「いつ買ったか？」を知る攻撃者が危険であると評価された.