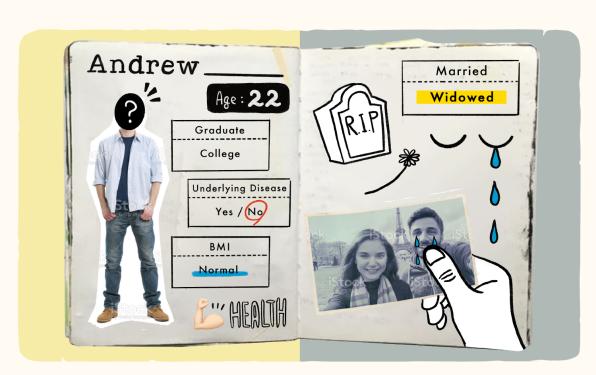
#### PWS Cup 2021 ルール

予備戦 8/19版 PWS Cup WG (菊池)

#### Andrew を探せ

■「特異な記述」は削除する



果たして Andrew のプライバシーは守られていると言えるのでしょうか

### 現実の匿名加工方法の課題

No	19条規則	加工方法	該当
1	特定の個人を識別出来る記述等 の全部または一部を削除	削除, 仮名化(規則性のない方 法で生成された仮IDに置換)	0
2	個人識別符号の全部を削除	削除	少
3	個人情報と他の情報を連結する符 号を削除	規則性のない方法で生成され た仮IDに置換	0
4	特異な記述等を削除	トップ・ボトムコーディング	0
5	他の個人情報との差異等の性質 を勘案した適切な措置	k-匿名化	なし

#### 第三者提供する匿名加工情報に含まれる個人に関する情報

- DPC データ(E ファイル・F ファイル・様式 1、D ファイル)
- E ファイル及び F ファイル形式の外来データ
- 電子レセプト(医科及び DPC)

氏名・住所・電話番号は含まれません。また、生年月日・郵便番号・各種保険証に関する情報は下記のように変換されます。

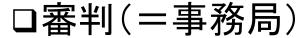
- 生年月日:生年月及び入院時年齢に変換
- 郵便番号:上3桁のみに変換(下4桁を削除)
- ・ 各種保険証に関する情報:保険者番号(※)のみに変換

#### ストーリー

- ■登場人物
- □健康保険組合(=加工者)
  - » 被保険者の検診データと治療データを持つ
  - □被保険者(=攻撃者)
  - - □活用者(データ消費者)



» 匿名化されたデータから糖尿病罹患リスクを算出 したい



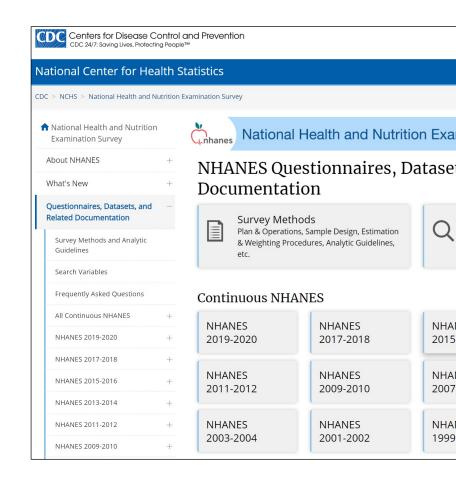
»どの加工者が正しく安全に加工しているか判定



#### NHANES概要



- National Health and Nutrition Examination Survey
  - □ CDC (米国疾病対策センター) の国民健康栄養調査プログラ ム
  - □ 1960年代から行われている調査. 全米15箇所で, 年5,000人を調査している.
  - □ 疫学研究, 健全な公共健康政 策やサービスの施策に活用.
  - □ 被験者世帯は、NCHS所長から のレターを受け取る. 報酬と診 断結果を得る. プライバシーは 法律で守られている (privacy is protected by public laws)

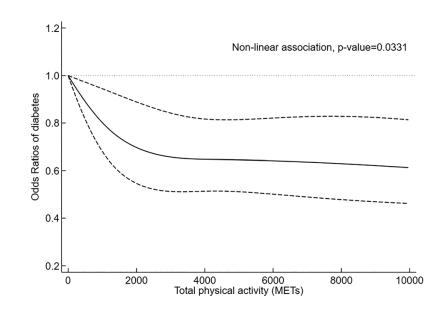




## 利活用例「糖尿病罹患リスク」

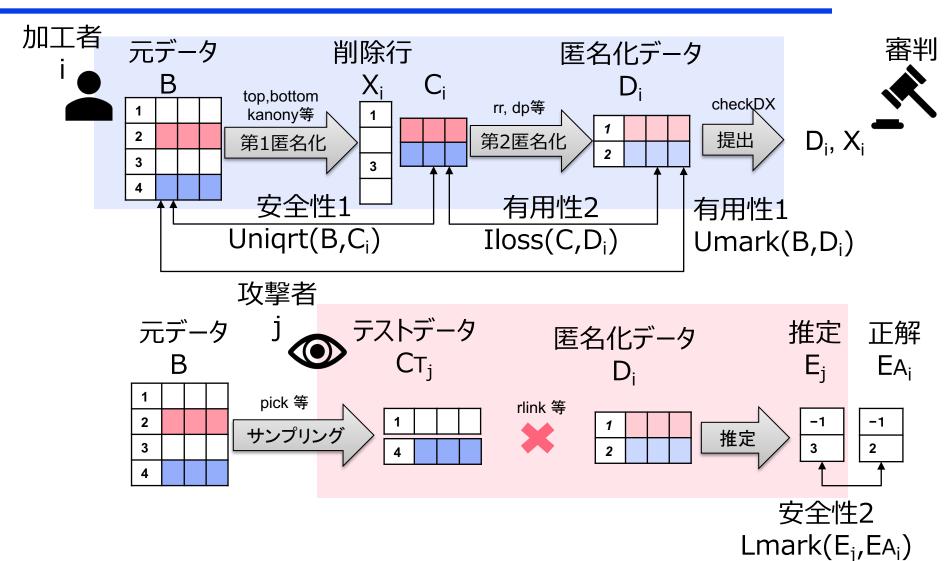
#### ■ ORs (Model III, 因子調整済み)

活動量 METs	OR	95% 信頼区間	p値
Q1	1		
Q2	0.71	0.56-0.89	0.003
Q3	0.66	0.52-0.84	0.001
Q4	0.58	0.44-0.75	< 0.001



Fanfan Zhao, et. al (The First Affiliated Hospital of Jinan, Xi'an Jiaoton Univ.), "Physical Activity Levels and Diabetes Prevalence in US Adults: Findings from NHANES 2015–2016", Diabets Ther 2020.

### ゲーム概要



#### 1. データの入手

- CDCからデータを直接ダウンロードする
  - □test-0config.sh の設定(チーム番号など)を 修正
  - □sh test1setup.sh (Csv/B.csv が生成)

activ\_diabet9\_csv.py Csv/B.csv

gen	age	race	edu	mar	bmi	dep	pir	gh	mets	qm	dia
Male	62	White	Graduate	Married	27.8	0	0	0	0	Q2	1
Male	53	White	HighSchool	Divorced	30.8	0	1	0	0	Q1	0
Male	78	White	HighSchool	Married	28.8	0	0	0	0	Q3	1
Female	56	White	Graduate	Parther	42.4	1	0	0	0	Q3	0
Female	42	Black	College	Divorced	20.3	1	0	0	0	Q4	0
Female	72	Mexican	11th	Separated	28.6	0	0	0	0	Q1	0

# 加工者

#### 2. 第1匿名化

- 特異なデータを突き止め削除する
  - □条件
    - » 1. 行削除のみ. |B|/2 ≤ |C| (半分を超えて削除しない)
    - » 2. uniqrt(C) < 0.5 (Cの一意な行数の割合が0.5未満にする)</p>
    - » 例)22≤age ≤ 75, 20≤bmi≤50, k = 7で匿名化

```
top2.py Csv/dia6.csv 1_5 75_50 Csv/e-top.csv
bottom2.py Csv/dia6.csv 1_5 22_20 Csv/e-bot.csv
kanony2.py Csv/dia6.csv 7 2_3_4 Csv/e-ka.csv
join.py Csv/e-top.csv Csv/e-bot.csv $Csv/e-ka.csv > X.csv
exclude.py Csv/dia6.csv Csv/X.csv Csv/d-x.csv
umark.py Csv/dia6.csv Csv/d-x.csv
```

```
Coef
                                          OR
                                                pvalue
            cnt
                     rate
                                                             cor
     417.000000 0.057100 0.629312
                                    0.227358
                                              0.346103
                                                        0.161865
max
      94.772727 0.007843 0.087464 0.059314
                                              0.092200
                                                        0.006215
mean
uniqrt.py Csv/C.csv
2360 0.7038473009245452 0.5632458233890215
```

# 加工者

#### 3. 第2匿名化

- 再識別させない様にデータを加工する
  - » 3. 値の変更のみ. (行は削除しない)
  - » 4. 離散値はBの値以外を取らない.
  - » 5. 連続値は, 13 ≤age≤ 85, 13 ≤bmi≤75 の範囲内
  - > 6. Umark(B,D): rate ≤ 0.05, OR ≤ 0.1, cor ≤ 0.1,
  - $\gg$  7. Iloss(C,D): iloss ≤ 6

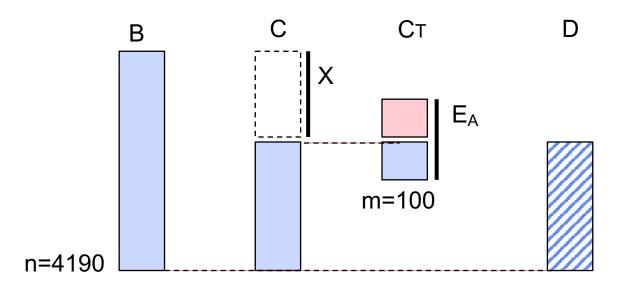
```
rr.py Csv/d-x.csv 0.9 Csv/d-xrr.csv 0 2 3 4 6 7 10
dp2.py Csv/d-xrr.csv 1 5 1.0 2.0 Csv/d-xrrdp.csv
umark.py Csv/dia6.csv Csv/d-xrrdp.csv
                     rate
                               Coef
                                           OR
                                                 pvalue
             cnt
                                                              cor
     472.000000 0.063340 0.977877 0.676358
                                               0.764306
                                                         0.173758
max
      95.030303 0.008682 0.137035 0.108739
                                               0.175558
                                                         0.008086
mean
iloss.py Csv2/C.csv Csv2/pre_anony_00_d.csv
                              cat
                                        max
     1.085297
               0.723084 0.443483
                                  1.085297
mean
     8.000000
               4.400000
                        4.000000
                                  8.000000
max
```



#### 4. テストデータ生成(事務局)

審判

- 評価用データをサンプリングする
  - □ pick.py B.csv X.csv C.csv E<sub>a</sub>.csv
    - » 入力: 元データB, 排除行Ex
    - » 出力: テストデータCT, 正解行番号 Ea
    - » Exから50(負例), B-Xから50(正例)をサンプリングする



#### 5. 攻擊



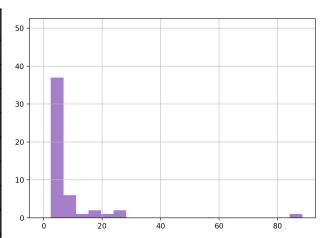
rlink.py C<sub>T</sub>.csv D.csv E.csv

□ 入力: テストデータ C<sub>T</sub>, 匿名化データD

□出力: 推測行番号 E

□ユークリッド距離のメジアンについて、Cの各行がDに 属するか(正)推定、推定行番号を上位3つEに推定

С	D1位ID	D2位ID	D3位ID	D1位距離	D2位距離	D3位距離	E(正解)
0	29	847	2599	0.0	5.3	120.0	29
1	-1	-1	-1	5.5	5.6	5.7	-1
2	2038	2345	2336	4.9	6.5	6.7	-1
3	2702	1378	2331	4.6	11.1	14.8	-1
4	134	1820	2580	0.0	3.1	3.7	134
5	138	967	2636	0.0	31.8	49.5	138
6	673	628	735	3.7	5.0	5.5	-1
7	189	1998	2268	0.0	15.6	24.2	189
8	-1	-1	-1	5.9	6.0	6.2	-1
9	302	2509	1973	0.0	5.7	6.5	302
10	309	11/18	7	0.0	15.2	16.5	309



#### 審判

## Lmark (Link benchmark) 安全性指標

- Imark.py Ea.csv E.csv
  - □正解行番号Eaと推測行番号Eについて,
  - ロメンバーシップ推定: recall = |Ea<sup>X</sup> ∩ E<sup>X</sup>|/|Ea<sup>X</sup>|, precision = |Ea<sup>X</sup> ∩ E<sup>X</sup>|/|E<sup>X</sup>|
  - □再識別率(top-k): | {ℓ ∈ Ea<sup>X</sup> | Ea<sub>ℓ</sub> ∈ E<sub>ℓ</sub>} /|Ea<sup>X</sup>|
  - □例)
    - $\Rightarrow$  recall = 3/3 = 1.0
    - $\Rightarrow$  prec = 3/4 = 0.75
    - $\Rightarrow$  topk = 2/3 = 0.6

D1位ID	D2位ID	D3位ID	E <sub>A</sub> (正解)	topk
29	847	2599	29	<b>✓</b>
-1	-1	-1	-1	
2038	2345	2336	2345	
2702	1378	2331	80	NG
134	1820	2580	-1	NG

#### 評価方法

- ■攻撃の総合評価
  - □危険度 = recall x prec x topk
- ■匿名加工部門
  - □加工者iに対する推定の危険度の最大値(の低さ )で評価
- ■攻撃部門
  - □匿名加工部門の上位3位の平均危険度(の高さ) で評価
- 予備戦1: 本戦9 の比で評価する.

#### Umark (Utility benchmark)有用性指標

rate 罹患率クロス集計 (33x2)

cnt rate 0 diabetes Female 1710 407 0.408 0.097 Male 1607 466 0.384 0.111 (19, 44] 1574 110 0.376 0.026 379 (44, 64) 1033 0.247 0.090 (64, 80] 710 384 0.169 0.092 208 Black 647 0.154 0.050 127 0.106 0.030 Hispanic 443 200 Mexican 518 0.124 0.048 Other 537 112 0.027 0.128 White 226 0.054 1172 0.280 11th 373 120 0.089 0.029 9th 386 168 0.092 0.040 College 975 239 0.233 0.057 156 Graduate 851 0.203 0.037 190 HighSchool 732 0.175 0.045 Divorced 103 0.025 342 0.082 Married 1669 502 0.398 0.120 Never 652 0.156 0.021 Parther 57 331 0.079 0.014 32 Separated 101 0.024 0.008 Widowed 222 0.053 0.022 (15.0, 18.5) 0.015 0.001 (18.5, 25.0)1027 114 0.245 0.027 241 (25.0, 30.0]1149 0.274 0.058 (30.0, 70.0] 1075 514 0.257 0.123 dep 0 2666 647 0.636 0.154 651 226 0.155 0.054 dep 1 2656 650 0.634 nir 0 0.155

cor 共分散行列 (30x30)

	0_Male	0_Female	1	2_White	2_Black	2.
0_Male	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
0_Female	-1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
1	0.01	-0.01	0.00	0.00	0.00	
2_White	0.02	-0.02	0.12	0.00	0.00	
2_Black	-0.02	0.02	-0.05	-0.37	0.00	
2_Mexican	-0.02	0.02	-0.03	-0.34	-0.23	
2_Other	0.04	-0.04	-0.11	-0.30	-0.20	
2_Hispanic	-0.03	0.03	0.02	-0.29	-0.19	
3_Graduate	0.01	-0.01	-0.06	0.09	-0.07	
3_HighSchool	0.03	-0.03	-0.01	0.02	0.07	
3_College	-0.06	0.06	-0.05	0.11	0.07	
3_11th	0.04	-0.04	0.01	-0.10	0.02	
3_9th	-0.01	0.01	0.16	-0.21	-0.10	
3_nan	-0.02	0.02	0.02	-0.01	-0.01	
4_Married	0.10	-0.10	0.14	0.04	-0.15	
4_Divorced	-0.06	0.06	0.14	0.03	0.04	
4_Parther	0.02	-0.02	-0.21	-0.03	0.00	
4_Separated	-0.03	0.03	0.02	-0.06	0.04	
4_Never	0.00	0.00	-0.37	-0.08	0.16	
4_Widowed	-0.14	0.14	0.34	0.07	-0.01	
5	-0.08	0.08	0.06	-0.04	0.09	
6	-0.08	0.08	-0.03	0.03	-0.04	
7	-0.03	0.03	0.00	-0.21	0.04	
10_Q2	-0.06	0.06	0.09	0.00	0.01	
10_Q1	-0.11	0.11	0.21	-0.08	-0.03	
10.03	0.02	-0.02	-0.07	0.07	-0.04	

OR オッズ比 (21x2)

	Coef	OR	pvalue
ntercept	-7.319	0.001	0.0
gen[T.Male]	0.380	1.463	0.0
race[T.Hispanic]	-0.302	0.740	0.0
race[T.Mexican]	0.084	1.088	0.5
race[T.Other]	0.020	1.020	0.90
race[T.White]	-0.844	0.430	0.0
edu[T.9th]	-0.151	0.860	0.40
edu[T.College]	-0.073	0.930	0.6
edu[T.Graduate]	-0.150	0.861	0.39
edu[T.HighSchool]	-0.192	0.825	0.24
mar[T.Married]	0.278	1.320	0.0
mar[T.Never]	0.326	1.386	0.10
mar[T.Parther]	0.316	1.372	0.10
mar[T.Separated]	0.081	1.084	0.7
mar[T.Widowed]	-0.134	0.875	0.5
qm[T.Q2]	-0.228	0.796	0.0
qm[T.Q3]	-0.328	0.720	0.0
qm[T.Q4]	-0.401	0.670	0.0
age	0.057	1.058	0.0
omi	0.097	1.102	0.0
dep	0.440	1.552	0.0
oir	0.147	1.158	0.1

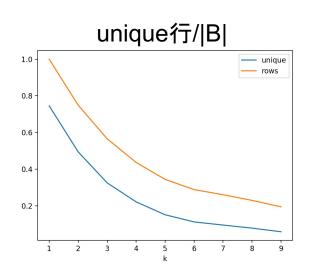
## Uniqrt (Unique rate) 安全性指標

#### ■定義

- □ age (最小 20, 最大80) を10の位で丸める q=7値に
- □ bmi (最小 15.5, 最大67.3)は、q=6値に
  - » 参考) race 5値, edu 5値, mar 6値, qm 4値
- □ unique 率 = (Cの)一意な行数/(Bの)全行数

#### ■「一意」

- □ その値の組を取る行 が他にないこと(k = 1)
- □ = attack.py で再識別される行数



#### lloss (Informtion Loss) 有用性指標

■ iloss (セル間の情報損失量)

```
□iloss(C,D) = max ; d(C<sub>i</sub>,D<sub>i</sub>)
□d(x,y) = 行xと行yのL1距離
= |x<sub>i</sub> - y<sub>i</sub>| if x<sub>i</sub> が連続値(1,5列)
= |{x<sub>i</sub> ≠ y<sub>i</sub>}| if x<sub>i</sub> が離散値
□例) iloss(C,D) = 9
```

С	Male	62	White	Graduate	Married	27.8	0	0	0	0	Q2	1
	0	9	0	1	1	3	0	1	0	0	1	1
D	Male	53	White	HighSchool	Divorced	30.8	0	1	0	0	Q1	0

	1	5	cat	max
mean	9	3	5	9
max	9	3	5	9

### お願い

- 他チームが匿名化したデータは二次配布しないで ,参加者内でのみ共有ください。
  - □ 匿名加工情報ではないが、個人情報保護法38条(識別行為の禁止)を考慮するため
  - □NHANESは倫理承認されており、CDCの趣旨に沿った分析には、追加の承認は不要
- 他のチームとの結託は禁止します.
  - □一般的な「情報共有」は奨励する.
- チームの代表者はCSS2021に参加登録を行い、 最終プレゼンテーションをお願いします.
- ルールやしきい値などは、コンテストの途中で変更 するかもしれないことご了承ください。