



統計リサーチノート No.11

米国2020年人口センサスの開示回避システムDAS

～ 差分プライバシーと統計における有用性・安全性 ～

榎田 直木

† 統計研究研修所統計研修研究官（執筆者の役職名は執筆当時）

統計リサーチノートは、総務省統計局、統計研究研修所、独立行政法人統計センター等の職員によって行われた研究の成果、研究試論等を取りまとめたものです。論文の中で示された内容や意見等については、機関の公式見解を示すものではありません。統計リサーチノートに対する御意見・御質問やお問合せについては、執筆者までお寄せください。

内容

1. はじめに.....	1
(コラム) データ共有化のための PETs	2
2. 秘匿措置.....	3
3. 米国センサスの集計の詳細さ.....	5
3.1. 米国センサスに関する法的要件	5
3.2. 2010 年センサスに対する再識別攻撃シミュレーション	6
(コラム) 日本の国勢調査の集計粒度との比較	10
4. 2020 年センサスへの差分プライバシー導入.....	11
4.1. DSEP による決定と不変数.....	11
4.2. 開示回避システム DAS	12
5. 差分プライバシーの概要.....	13
5.1. 用語と定義	13
(コラム) フォーマルプライバシー	15
5.2. 差分プライベートなノイズ	15
5.3. プライバシー損失予算と否認可能性の関係	16
6. 2020 年センサスの集計体系と DAS	19
6.1. センサスの集計体系	19
6.2. 2 種類の DAS	20
6.2.1. TDA	20
6.2.2. Safe Suite	21
7. トップダウンアルゴリズム TDA	22
7.1. 5 つのプロセス	22
(コラム) 2 つのフェイズとしての TDA	24
7.2. ノイズ付きヒストグラム NMF	26
7.3. TDA チューニング	28
7.3.1. 有用性と安全性の指標	28
7.3.2. 区画改定データ	29
7.3.3. DHC	31
(コラム) DAS 全体でのプライバシー損失予算	32
7.4. プライバシー保護済み個票データ PPMF	32
(コラム) 合成データとしての PPMF	33
(コラム) 日本における一般用マイクロデータとの関係	34
8. ブロックレベルのデータに残る不整合	35
8.1. ブロックの個別使用は非推奨	35

8.2.	下方バイアス	36
8.3.	「ありそうもない・ありえない結果」	38
8.4.	プライバシー損失予算配分に見るブロックの取り扱い	39
	(コラム) 2020 年センサスに関する外部機関からの報告	39
9.	まとめ	41
9.1.	地理的階層に応じて有用性と安全性をチューニングした DAS	41
9.2.	我が国にとっての示唆	42
	謝辞	43
	参考文献	43

図表等

図 1	PETs に期待されるリスクレベル低減と影響度低減	1
図 2	国勢調査 町・丁字別等集計における秘匿措置	3
図 3	センサス局秘密保護の歴史	4
図 4	再構築の例	6
図 5	再構築を介した再識別攻撃のシミュレーション	7
図 6	2020 年センサスの地図の例	8
図 7	TDA における 5 つのプロセス	22
図 8	地理的階層に沿って適用される TDA	25
図 9	NMF の内容 (2010 年センサス デモ)	27
図 10	後処理の結果 (2010 年センサス デモ)	28
図 11	開示回避証明書 (区画改定データ (人口に関するクエリ))	30
図 12	統計表・PPMF・NMF の使い分け	33
図 13	下方バイアス ブロックの場合	36
図 14	下方バイアス 小行政区の場合	37
図 15	下方バイアス 郡の場合	37

表 1	米国センサス 地理区画の数	9
表 2	2020 年センサスにおける人口に対するノイズ注入の有無	12
表 3	プライバシー損失予算とノイズの関係	15
表 4	プライバシー損失予算 ϵ と否認可能性 $1-p$ の関係	17
表 5	2020 年センサスの集計体系	19
表 6	区画改定データ・DHC に関する NMF・PPMF の公表実績	23
表 7	プライバシー損失予算に関する地理的階層別配分割合 (区画改定データ (人口に関するクエリ))	30
表 8	2020 年センサス全体のプライバシー損失予算	32

定義 1	差分プライバシーの定義式	14
------	--------------------	----

1. はじめに

情報化社会、ビッグデータ、データサイエンスという言葉が飛び交う中、データの利活用をプライバシーの確保に配慮しながら進めていくことが求められている。有用性と安全性¹のトレードオフの関係は、かつて工藤(1986)が「“統計目的”と“秘匿性の保証”という2つの自律原則…が相克」と指摘したように、古くて新しい課題である。

この課題に対して、近年、金融や医療などデータを扱う様々な分野において、プライバシー強化技術 Privacy Enhancing Technologies (PETs)という用語が聞かれるようになっていく（一般社団法人データ社会推進協議会(2025)）。

PETs とは、機微な又は秘密のデータを扱う際にプライバシーリスクを緩和してくれる方法論及び手法（要素技術）を集合的に指すものである（United Nations (2023)）。言い換えると、PETs は、トレードオフの関係にある有用性と安全性の境界線を見直す可能性を持っている。例えば、個人情報保護制度に関連して、PETs が果たす役割に期待を寄せる声がある。

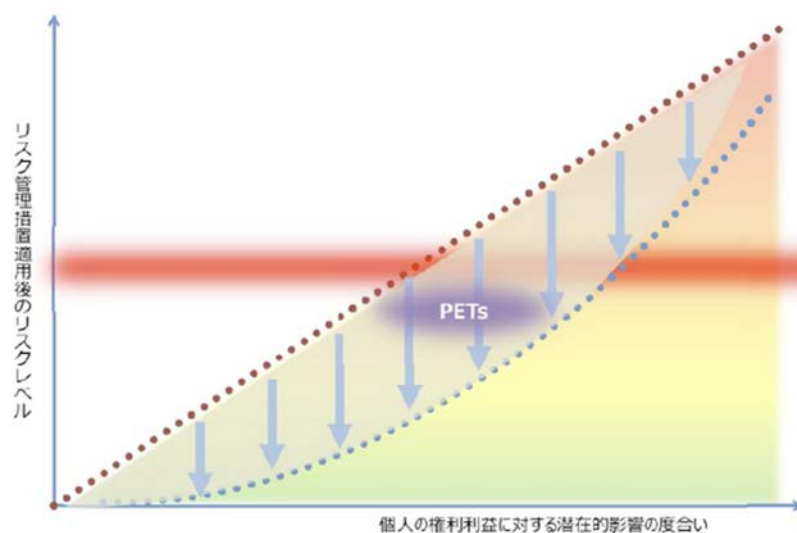


図1 PETs に期待されるリスクレベル低減と影響度低減

出典：佐脇紀代志 講演「個人情報保護法 いわゆる3年ごとに見直しとPETsについて」
（一般社団法人データ社会推進協議会(2025)）

PETs を構成する要素技術には、差分プライバシー、合成データ、準同型暗号、連合（分散）学習やゼロ知識証明などがある。このうち、差分プライバシーは、ノイズ注入により情報をばかしつつもその有用さも確保しようとする秘匿技術であり、これまでにない形でプライバシーを数理的に定式化している点で注目されている。

差分プライバシーの適用事例として、身近なところでは、スマートフォン端末で打たれる文章（テキスト）に応じて（その内容を端末の外に漏らすことなく）お勧めの絵文字やスタンプの候補を表示してくれるものがある²。

¹ 一般に、有用性には便益 utility, 正確 accuracy, 信頼 reliability などの概念が、安全性にはプライバシー privacy, 機密 confidentiality, 安全保証 security などの概念が、それぞれ包摂されうる。本稿が取り上げる米国 2020 年センサスでは、有用性は利用適合性や誤差等の抑制として、安全性はプライバシー損失予算として位置付けられる（第 7.3.1 節）。

² iPhone や LINE における実装例: <https://www.apple.com/jp/privacy/control/>, https://privacy.lycorp.co.jp/ja/acquisition/privacy_techs.html

公的統計においては、公表される統計表の秘匿手法として米国 2020 年センサス³で差分プライバシー導入の例がある。これは、日本でも研究者などによって技術的解説やその手法に関連したシミュレーション報告がこれまでに重ねられてきており（伊藤他(2020)など）、United Nations (2023)では Case Study 17 として収録されている。

筆者は、公的統計の実務者の立場から、商務省センサス局のウェブサイトなどの資料やウェビナーに触れることで、米国 2020 年センサスにおける差分プライバシー適用について理解を深めてきた。

本稿では、米国センサスの背景事情や差分プライバシーに関する説明を行った上で、2020 年センサスのために開発された開示回避システム DAS について解説する。2020 年センサスに関する学術論文 Abowd et al. (2022)やセンサス局ウェビナーのスライドなどを引用、参照しながら、有用性と安全性の関係やプライバシー損失予算の配分、また、日本の状況との対比も加えて我が国にとっての示唆も議論する。

本稿の構成は次の通りである。第 2 節では統計に対して秘匿措置が必要になる例を述べた上で、第 3 節で米国センサスのうち特に選挙区割りに関わる「区画改定データ」の詳細さと再識別攻撃と呼ばれるリスクの説明を行う。第 4 節では、そのリスクに対応するためセンサス局による差分プライバシー導入を紹介する。第 5 節では、差分プライバシーの定義と、そのためのパラメータであるプライバシー損失予算について説明する。第 6 節では、DAS には大きく分けて 2 種類あり、米国 2020 年センサスの集計体系によってそれらが使い分けられていることを概説する。DAS のうち中核的なものであるトップダウンアルゴリズム TDA について、そのプロセスやチューニングの様子を第 7 節で記述する。第 8 節では地理区画として最小のものであるブロックレベルのデータに残る不整合について検討する。最後の第 9 節では、DAS に関する総括を行い、我が国にとっての差分プライバシーなどの PETs に関する可能性と論点を記す。

（コラム）データ共有化のための PETs

PETs は、統計やエビデンスを作成する際に多様な情報源を利活用していく中でデータ共有を安全に行うための手段としても注目されている。

EU 統計規則（日本の統計法に相当）の 2024 年改正規則⁴の前文(22)では、統計作成目的のデータ共有における EU 一般データ保護規則（GDPR）（日本の個人情報保護法に相当）に基づく特例の保護措置として、PETs の適用を挙げている。

アメリカ連邦政府は、透明性・プライバシーを確保しながらエビデンス構築のためのデータアクセスを容易にするために設立する国家安全データサービス National Secure Data Service において、PETsを進めるべきとしている（2022 年 CHIPS・科学法 § 10375 (f)(2)⁵、小林（2024））。

³ センサスの正式名称は、Decennial Census of Population and Housing（10 年ごとの人口住宅センサス）。日本では 5 年ごとに実施される国勢調査に相当。

⁴ Regulation (EU) 2024/3018 of the European Parliament and of the Council of 27 November 2024 amending Regulation (EC) No 223/2009 on European statistics (Text with EEA relevance)。

⁵ この条文は、US Code Title 42 Chapter 163 §19085 (f)(2)として収録されている。

2. 秘匿措置

日本の国勢調査や経済センサスなど多くの統計調査では、従来から、個人や法人（客体）の秘密保護のために公表する統計表に秘匿措置⁶を取っている。

統計は、個人や企業・団体といった客体を数の形で集合的にまとめるものなので、客体の個々の様子は見えなくなるように思えてしまう。けれども、これだけでは間接的な開示を防いでいるとは言えない。例えば、統計表のセル（マス目）の中に計上される客体の数がそれ1つだけ、単独で存在する場合、そのセルにある数字は客体そのものであり、その存在が識別されてしまう。また、客体の数が2つの場合、一方の客体が統計表からの逆算を行えば、もう片方の客体のことを識別ができてしまう。

このように統計表から起こりうる客体の識別や間接的な開示を防ぐために、必要に応じて、統計表に並ぶ各セルの非表示 cell suppression が行われる。

例えば、国勢調査において、小地域統計である町・丁字等人口について「結果数値が著しく小さい地域については、秘匿処理を行い、近隣の地区に合算して表章」している。⁷

市区町村コード	町丁字コード	地域階層レベル	秘匿処理	秘匿先情報	合算地域	都道府県名	市区町村名	大字・町名	字・丁目名	秘数
1204	3810	3				北海道	旭川市	近文町		1804
1204	381011	4				北海道	旭川市	近文町	十一丁目	115
1204	381012	4								
1204	381013	4								
1204	381014	4								
1204	381015	4								
1204	381016	4				北海道	旭川市	近文町	十六丁目	77
1204	381017	4	合算地域あり	381018;381019	北海道	旭川市	近文町	十七丁目		82
1204	381018	4	秘匿地域	381017		北海道	旭川市	近文町	十八丁目	X
1204	381019	4	秘匿地域	381017		北海道	旭川市	近文町	十九丁目	X
1204	381020	4				北海道	旭川市	近文町	二十丁目	
1204	381021	4				北海道	旭川市	近文町		
1204	381022	4								

「合算地域あり」は、秘匿されている他の地域をこの地域に合算していることを表しており、「合算地域」欄に合算された地域の番号を記載しています。この場合、381018（十八丁目）、381019（十九丁目）の2地域を合算していることを表しています。

地域階層レベルは、「1」であれば市区町村単位、「2」であれば大字・町名（異なる字・丁目の地域を含まないもの）、「3」であれば大字・町名が同じ字・丁目の合計、「4」であれば字・丁目単位で表章された結果であることを表しています。

「秘匿地域」は結果数値が著しく小さいため秘匿されている地域であり、「秘匿先情報」欄に合算先の番号を記載しています。この場合、381018（十八丁目）、381019（十九丁目）の2地域は、数値が著しく小さいため、381017（十七丁目）に合算していることを表しています。

秘匿地域は、結果数値を「x」に置き換えています。「合算地域あり」の記載がある行の数値は、その地域と秘匿地域との合計であることを注意が必要です。この例の場合、3地域の合計の人口が82人であることを表しています。

図2 国勢調査 町・丁字別等集計における秘匿措置

出典：総務省統計局 (2026) p.53

⁶ 統計的開示管理 Statistical Disclosure Control と呼ばれる。

⁷ 他にも、経済センサス 活動調査における秘匿措置については太田(2019)が詳しい。

このような統計表の秘匿措置は、海外の公的統計でも行われている。米国センサス局の場合（図3）、間接的な開示回避は1910年の企業統計から始まり、1940年からはセンサスにも適用されるようになった。非表示の対象はセルだけでなく、1970年からは統計表全体を非表示とすること行われた。さらに、1990年からは集計前の個票データについてその内容の一部を互いに交換させたり（スワッピング swapping）、別の値に置換（blank and impute）したりすることを行ってきた（McKenna (2018)）。

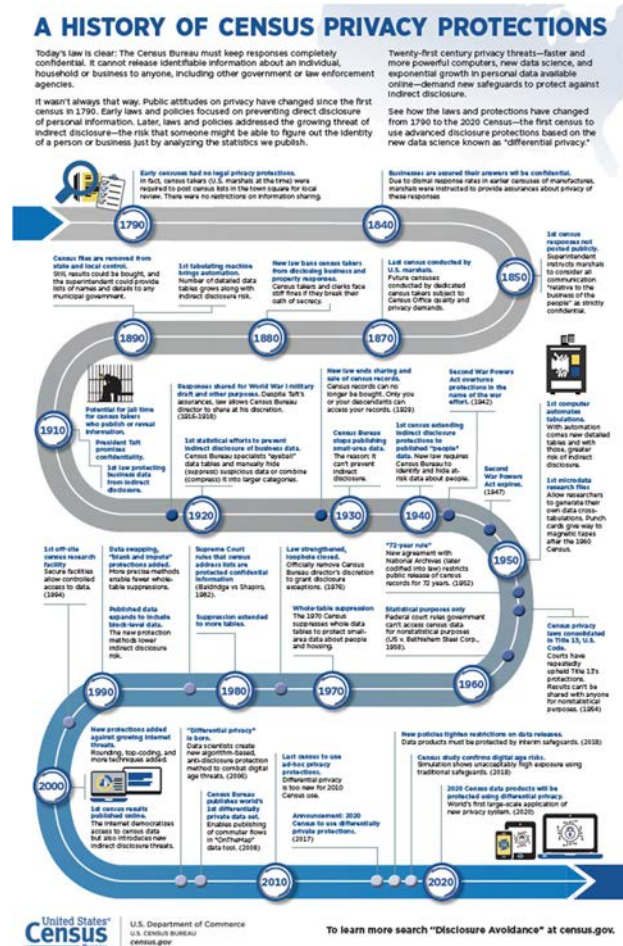


図3 センサス局秘密保護の歴史

出典：<https://www.census.gov/library/visualizations/2019/comm/history-privacy-protection.html>

3. 米国センサスの集計の詳細さ

3.1. 米国センサスに関する法的要件

米国において 10 年ごとに行われるセンサスは、合衆国憲法第 1 条第 2 項の規定に根拠を持ち、議会及び直接税の割り当てのために実施される居住する人すべてを対象とする全数調査である。

合衆国法典の第 13 編 センサス (US Code Title 13 Census) には、第 9 条として長官や職員らに対するセンサスの秘密保護を課す規定がある⁸。

センサス結果は、国レベルの連邦下院議員⁹から、地方レベルは地域の教育委員会委員まで、さまざまな選挙の区割りの基礎資料として利用される¹⁰。加えて、センサス結果は、1965 年投票権法の第 2 条に基づいて司法省が行う選挙区画案分析¹¹や選挙に関する裁判でも用いられる。この背景には、各州における黒人やヒスパニックの割合に応じて議員が選出されるように黒人やヒスパニックが当選するような人口構成の選挙区を設けること (佐藤(2013)) が公民権の関係から争点化していることがある。

選挙区割りを検討するために必要な小地域人口統計を作成することをセンサス局に対して課す法律として、1975 年に成立した第 94 回連邦議会 法律第 171 号 Public Law 94-171 (PL94-171)がある (US Census Bureau (2021b))¹²。PL94-171 に基づいて作成・公表される「区画改定データ」(Redistricting Data)は、これ自体が別名 PL94-171 と呼ばれており、センサスの集計体系において 2 番目に公表される統計と位置付けられている (第 6.1 節)。

区画改定データとして表章される人口の属性のうち、特に民族人種別についてはかなり詳細でその分類の数は 126 にも及んでいる。日本と決定的に異なるこの細かさは、米国大統領府 行政管理予算局「連邦統計及び行政報告のための民族人種基準」(US Office of Management and Budget (1997))¹³が根拠となっている。126 という数は、同基準に掲げられた Two-Question Format から

民族別 2 分類：①ヒスパニック・ラテン系
②それ以外

人種別 6 分類の組合せ：①アメリカンインディアン・アラスカネイティブ系
(複数選択可) ②アジア系
③黒人・アフリカンアメリカ系
④ネイティブハワイアン・その他太平洋系
⑤白人
⑥その他

⁸ 他にも、Title 13 § 2 ではセンサス局の商務省設置、§ 141(a)では調査日 decennial census date (センサス実施年の 4 月 1 日とする)などの規定がある。

⁹ Title 13 § 141(b)では、センサス局に対して連邦下院議席数割当 the apportionment of Representatives in Congress を大統領へ提出することを規定しており、これが 2020 年センサスの集計体系における最初の公表物となる (第 6.1 節)。

¹⁰ US Census Bureau (2021a)のコラム「投票権法のためのデータ」(Box 4-1. Data for the Voting Rights Act)

¹¹ “Voting Rights Act, Section 2: requires majority-minority districts at all levels, when certain criteria are met” Abowd (2018)。この法の条文は、合衆国法典第 52 編 投票及び選挙 US Code Title 52 Voting and Elections の § 10301(b) として収録されている。

¹² この法律は、Title 13 の § 141(c)として収録されている。

¹³ 同基準は 2024 年に改定され、人種に「中東・北アフリカ系」が追加された。

を掛合せた $2 \times (2^6 - 1) = 2 \times 63$ から導かれる（ここでの減算 1 は、「いずれの人種も非該当」という組合せを除外するもの）。

統計にとって、安全性（秘密保護）と有用性の両立に応えることは容易なことではない。とりわけ米国センサスの区画改定データに対する人種民族別分類の要件は困難な課題であり、秘匿措置の設計には一層の慎重さが必要となる。

3.2. 2010 年センサスに対する再識別攻撃シミュレーション

2010 年代にオープンデータ政策を掲げた米国連邦政府は、考慮すべきリスクとして、個々のデータセット単体では安全であっても、他のデータセットと組み合わせると間接的な開示を引き起こしうるモザイク効果を挙げた。

センサス局は、これを受け、2010 年センサスで公表した統計表を用いて、個票データが再構築される可能性により個人が再識別されてしまうプライバシー攻撃のシミュレーションを行った。（伊藤他(2023)）

ここで、再構築 reconstruction とは個票データを集計した統計表から元の個票データ（レコードの集合）を何らかの方法で構築し直すこと、再識別 reidentification とは名前を削除した個票データ（のある一つのレコード）を何らかの方法で特定の個人に識別することである。

特に前者の再構築について、具体的な例として、米国センサス局のウェビナー（Hawes (2021)）で紹介されたスライドを引用する。

図 4 の左にある素朴な統計表は、総数 7 人に関する年齢や性別や人種、婚姻状況について整理したものである。ここから 7 人に関する元の属性をそれぞれ引き出すことは一見不可能に思える。ところが、この統計表は 164 本の連立方程式で表現することが可能であり、これを解くと 7 人の個票データが再構築できてしまう（図 4 の右の表）。

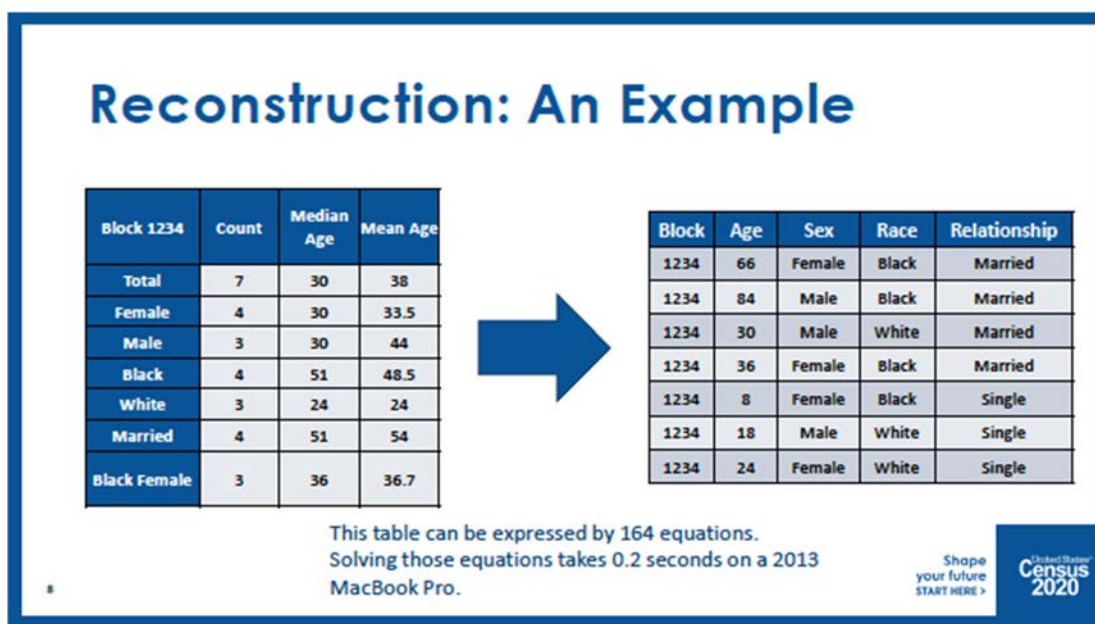


図 4 再構築の例

出典：Hawes (2021) p.8

ウェビナーはこれに続いて、2010 年センサスで公表された統計表に対して行われた「再構築を介した再識別攻撃のシミュレーション」を示している（図 5）。

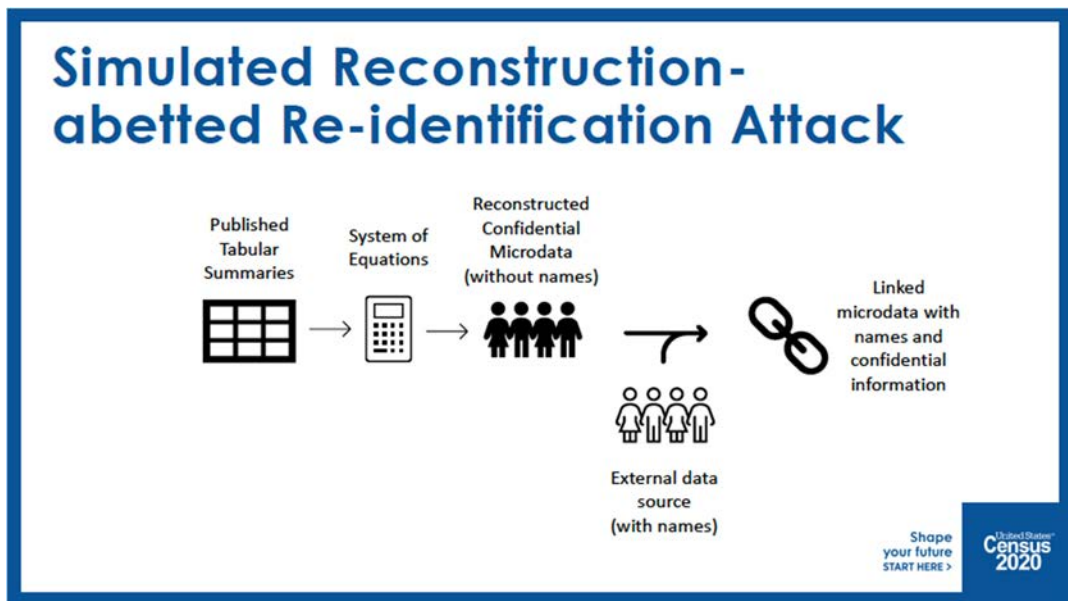


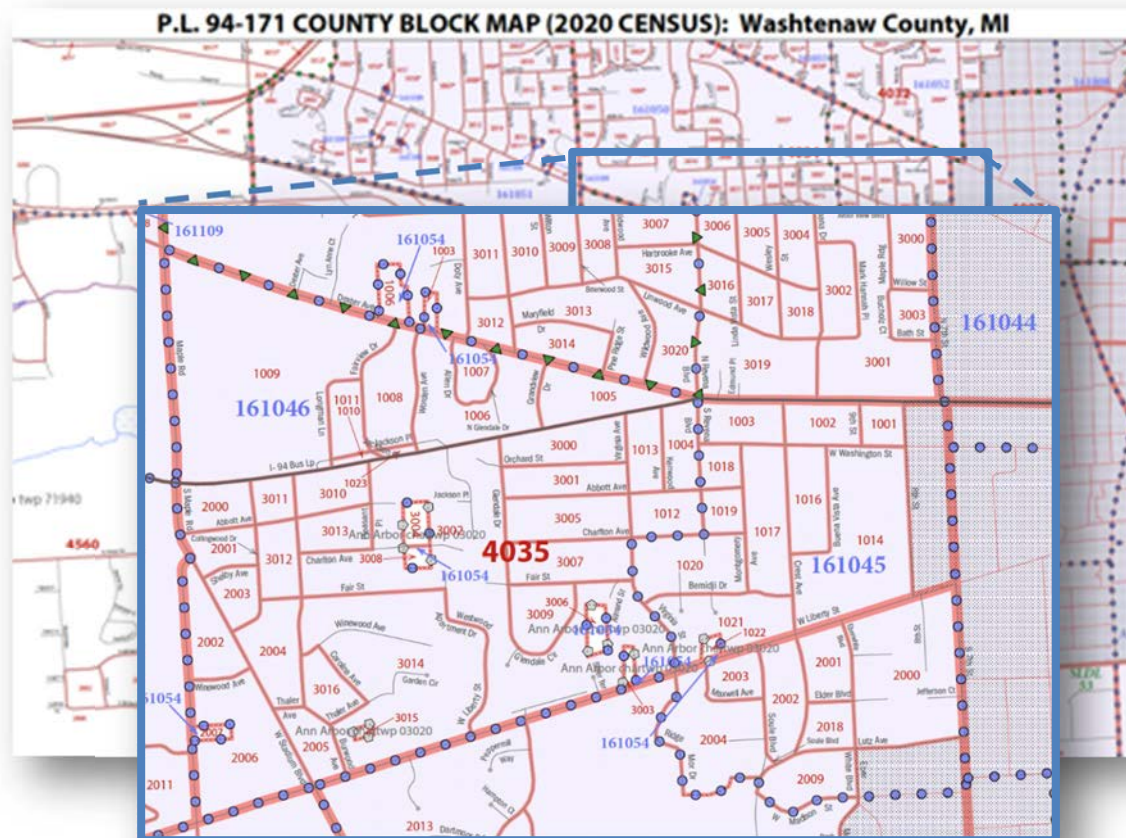
図 5 再構築を介した再識別攻撃のシミュレーション

出典：Hawes (2021) p.10

図 5 の左、起点となる「公表された統計表」Published Tabular Summaries には、その中身として 2010 年センサスの集計体系として公表されている区画改定データや Summary File 1 (SF1) の統計が用意されている。ここで利用可能な属性は、先に挙げた民族人種別（126 分類）の他に、年齢（115 歳までの 1 歳刻みと 115 歳以上）や性（2 分類）、さらに、小地域の地理区画としてトラクト（約 7 万）やこれを細分したブロック（人が居住する約 600 万）があり（図 6、表 1）、極めて細かい粒度となっている。

このような粒度の属性から構成される公表済み統計表を「連立方程式」System of Equations として解くことで、図 5 中央の「再構築された秘密個票データ」Reconstructed Confidential Microdata が得られる。この再構築データのレコード数は、米国の 2010 年人口総数と同じ 308,745,538 である。

このような計算を実行するには、極めて大規模な計算資源と年月単位の時間が必要になるので、一昔前なら不可能とされていたものであったが、今日のクラウドコンピューティング技術によってこれを解くことは現実的なものとなっている。



地理区画¹⁴

トラクト

郡 county を恒久的な統計表章のために細分化した区画
(太枠・4桁太文字の番号)

ブロックグループ

ブロックをまとめたもの
(ブロック番号(4桁)を、その「上1桁」で括ったもの)。

ブロック

センサスのための最小の区画として、道路、河川など地理的に明瞭な地物や法的境界等によって区画
(細枠・4桁細文字の番号)

図6 2020年センサスの地図の例

出典：<https://www.census.gov/geographies/reference-maps/2020/geo/2020pl-maps/2020-county-block-maps.html> の画面を加工

¹⁴ センサスで設定される地理的階層の中から、本稿ではこれら3つの地理区画を主に取り上げるが、地理区画は他にも多く設定されている。Geographic Areas Reference Manual (<https://www2.census.gov/geo/pdfs/reference/GARM/>)

地理的階層	2010 年	2020 年	(参考) 日本 国勢調査 2020 年
郡	3,488	3,496	
トラクト	73,180	84,589	
ブロックグループ	217,740	239,780	町・丁字等 220,814
ブロック	11,078,297	8,132,968	基本単位区 1,935,540
うち 住宅が存在 ¹⁵	6,379,963	5,879,049	
居住のある集合区域 ¹⁶	112,956	126,723	
(参考) 国土面積 (km2)		9,833,517	377,976
人口	308,745,538	331,449,281	126,146,099

表 1 米国センサス 地理区画の数

出典：Abowd et al. (2022) Table 2. Selected Statistics for Geographic Entity Counts Over the Hierarchy、
総務省統計局「令和 2 年国勢調査 調査区関係資料利用の手引」
及び 総務省統計局「世界の統計 2026」を基に筆者整理。

再構築データの各レコードは、属性に関する数字が延々と並ぶだけであり、それぞれのレコードに特定の人の名前が付いているものではない。そもそも、再構築の元になっているデータである 2010 年センサスの統計は(第 2 節で見たように)秘匿がかけられた上で公表されているものであり、再構築データのレコードが秘匿前のオリジナル状態の個票データと同じものになっているかは定かではない。

それでも、属性の組合せの中で、母集団一意 Population Unique（当該属性分類の中で、他に誰もいない唯一の存在）となるレコード数は 135,432,888 人（人口総数に占める割合では 43.87%）、人口の約半数に上る。

このような再構築データに対して、センサス局は「外部データ源」（External data source）（図 5 の中央下）として、商業向けに利用可能な米国居住者に関する名簿情報を入手して照合して再識別を試みた。

すると、「名前と秘密データがリンクした個票データ」（Linked microdata with names and confidential data）（図 5 の右（終点））が得られ、再識別された人数は 52,038,366 人（同 16.85%）、約 6 人に 1 人という結果になった。

2010 年センサスの統計で保護していたはずの秘密が、攻撃シミュレーションによるこの結果によって揺らいでしまうものとなった。

¹⁵ 原文は、"Blocks with Housing Units > 0"。ここで住宅とは、日本の国勢調査における「住宅」に相当。

¹⁶ 原文は、"Blocks with Occupied Group Quarters"。ここで集合区域とは、日本の国勢調査における「住宅以外」に相当し、学生寮、療養施設、矯正施設、軍宿舎などが該当。（この表で計上されているブロックの数は、直前の「住宅が存在」では居住の有無を問わないのに対して、「居住のある集合区域」では居住があるものに限定している。

(コラム) 日本の国勢調査の集計粒度との比較

地理的にもっとも細かい集計として、米国センサスには「区画改定データ」があるのに対して、日本の国勢調査の小地域統計には「基本単位区別集計」がある(表 1 右段)。

センサスの区画改定データは、全米ブロック数 約 600 万の小地域ごとに、上で見たように人種民族別 126 分類などと極めて詳細な人口統計を提供している。これに対して国勢調査の基本単位区別集計は、全国約 200 万の小地域ごとに男女別人口(2分類)及び世帯数の集計にとどまるシンプルなものである。

国勢調査には基本単位区別集計に準じて細かい小地域統計として「町・丁字等別集計」があるが、この集計に適用されている属性分類もセンサスの SF1 に比べれば集計粒度はそこまで細かくはない(例えば、年齢階級は1歳ではなく5歳刻み)。他にも、市場から入手可能な名簿の存在などの違いから、米国で懸念される攻撃シミュレーションの議論は日本にはそのまま当てはまるものではない。

4. 2020 年センサスへの差分プライバシー導入

4.1. DSEP による決定と不変数

米国センサスにとって、2010 年までの「公式の統計」は、個票データから人口を数え上げたままの「生の集計」を基本としていた。その上で、秘匿措置として、一部のセルや統計表についてはこれを非表示にしたり、集計前の個票データの段階でその内容の一部をスワッピングしたりする方法を採っていた（第 2 節）。

ところが、2010 年センサスに対するシミュレーション結果について、その結果を深刻に受け止めたセンサス局のデータスチュワードシップ執行政策委員会 DSEP¹⁷は、2020 年センサスにおける秘匿措置として差分プライバシーを導入することを決定した。これは、それまでの「生の集計」に代えて、それにノイズを注入したものを「公式の統計」にするものである。

DSEP からの指示を伝えるセンサス担当 Fontenot 副局長名の事務連絡文書(Albert (2019))によれば、「データスワッピングを含む歴史的な方法では、今日の技術がもたらす脅威に対して完全な防御はできない」とした。そして、差分プライバシーについて、「厳密な数学的プロセスを用いて、集計データにランダムなノイズを注入することで、調査客体の情報と身元を保護する」とした¹⁸。

なお、例外として、ノイズ注入を行わない「不変数」(invariants)も定められた。指定されたものに限って、「生の集計」をそのまま「公式の統計」として扱う¹⁹。一つは、憲法に由来する政策的判断として「議席数割当」²⁰に該当する全米の人口総数及び各州の人口総数を不変数とすることが決定された。さらにもう一つは、実務上の必要から、標本調査の標本抽出枠として用いられる調査対象住所台帳 Master Address File の正確性を維持するため、その基礎資料を提供するセンサス局の立場として、ブロックレベルでの住宅 housing units や集合区域 group quarters の数も不変数とすることとなった²¹。

人口に関するノイズ注入の全体的なイメージは、表 2 のように表される。「公式の統計」は、全米及び各州の人口総数に限ってはそのまま数え上げた「生の集計」とするが、それ以外は秘匿のためにランダムなノイズを注入するものである。例えば、ブ

¹⁷ Data Stewardship Executive Policy Committee センサス局における開示審査やプライバシー政策調査を統括する委員会。議長はセンサス局の副局長が務める

(https://www.census.gov/about/policies/privacy/data_stewardship/dsep_committee.html)。

なお、steward とは、財産や公共物の管理人のことを指す言葉であるが、ここでの data stewardship とは、データに関する運用 management や権限・ルール governance に対して、データを預かる立場での責任や倫理を指す (United Nations Economic Commission for Europe (2023a))。

¹⁸ データのスワッピングや非表示などの方法と比較しながら差分プライバシーの解説する一般向け補助資料として、US Census Bureau (2021c)が用意されている。

¹⁹ 差分プライバシーは対象とするデータすべてに対してランダムノイズを注入することを前提としている。しかるに、データの一部にノイズ注入しない行為はこれに反する。Abowd et al. (2022)は、この行為がプライバシー損失に与える影響は標準的文献からは測ることはできず、プライバシー保証の解釈を複雑にすると認めている。

²⁰ 脚注 9

²¹ Abowd et al. (2022) 5.2. Invariants

ロックや郡の人口総数、全米の男女別人口や有権者年齢人口の数字にはノイズを伴ったものが表章される。

地理的階層	人口総数	属性別人口
全米	ノイズ注入 無 全米人口総数	ノイズ注入 有 民族人種別人口
州	州人口総数	18 歳以上
郡	郡人口総数	65 歳以上人口
トラクト	ブロック人口	男女別人口
ブロック	総数 など	一般世帯人員・ 施設等の世帯人員 ²² など
等		

表 2 2020 年センサスにおける人口に対するノイズ注入の有無

出典：筆者作成

4.2. 開示回避システム DAS

ここで、ノイズ注入の具体的な想定として総数と内訳の関係を考えてみよう。例えば、人口総数と、この内訳である男性人口・女性人口の 3 つの数があり、これらにランダムなノイズを注入したとしよう。すると、ランダムな「内訳」を合算してもランダムな「総数」とは合致しなくなる不整合が生じる。これを「総数制約」が満たされないという。この状態は、統計として望ましいものではない。

このような不整合や不具合を調整するために、統計的な「後処理」が必要になってくる²³。

2020 年センサスの秘匿措置は、ノイズ注入とそれに続く後処理の組合せによって構成される。センサス局では、この仕組みを「開示回避システム」Disclosure Avoidance System (DAS)と呼ぶ。

2020 年センサスの集計・公表は、一度にすべてが行われるものではなく段階を分けて行われており、集計体系の中で行われるノイズ注入や後処理にもいくつかの種類がある。この使い分けについては、第 6 節で詳しく見る。

²² 原文は、“Population in households”, “Population in group quarters”

²³ 秘匿措置がセル非表示の場合でも、後処理は行われる。図 2 の場合、数値が著しく小さい秘匿地域の人口を“x”に置き換えた上で、その秘匿した人口を他の地域に合算している。この後処理は、総数と内訳の逆算による間接的な開示を防ぐものである。

5. 差分プライバシーの概要

5.1. 用語と定義

差分プライバシーについて、Albert(2019)では「追加されるノイズ、その結果生じるプライバシーの損失、及びその結果得られる精度の間に数学的な関係性を構築することで、ノイズと精度のトレードオフを制御する手段を提供する」と説明している。

この「数学的な関係性」には難解な面もあるが、本節において差分プライバシーの定義式を提示する。これに先立って、統計の集計過程の言葉と接続するように差分プライバシーの用語を準備する。実際、差分プライバシーの定義に関連して登場する用語や表記法は統計調査の世界ではなじみのないものもあるが、これらの表現の言い換えを押さえておくと差分プライバシーの特徴の理解を深めることができる²⁴。

公的調査や社会調査の世界では、調査客体の情報を客体ごとにレコード（1行からなる文字列。項目は桁数やカンマを用いて区切っている）にまとめ、調査対象のレコードをすべて束ねた情報を個票データと呼ぶことが多い²⁵。

差分プライバシーの世界では、この個票データのことを「データベース」と呼ぶ。データベースといっても、これはコンピュータの上での静的なファイルであって、対話的に検索して情報を引き出す動的なソフトウェアのことではない。

差分プライバシーの定義の中で、「2つのデータベースが互いに隣接する」という表現がある。これは、2つの個票データを比較して、それぞれの個票データを構成するレコードの中で、そのうち1つのレコードだけが互いに異なり、ほかのレコードはすべて同じことを意味する²⁶。ここで「1つだけ違うレコード」とは、秘密保護対象として識別されることを回避したい客体のことを暗示している。

一般に「クエリ」（query）とは、データベースをインプットとして、そこからなんらかの情報をアウトプットとして取り出す行為のことをいう。統計調査の文脈に落とし込んで言えば、インプットを個票データ、アウトプットを統計とする集計行為が、クエリに当たる。クエリのアウトプットとして、例えば、合計（人口総数）や平均といった1つの値（スカラー）や、これらを組み合わせた年齢階級別人口（ベクトル）を当てはめることができる。他にも、統計表全体（行列）が相当する²⁷。

与えられたクエリ Q に対して、これに対応させた「ランダム化関数」（randomized function） Q' という別のクエリを設けることとする。 Q が出力する本来のアウトプットに対して、 Q' はプライバシー保護のためにこれに何らかのランダム（攪乱的）なノイズを足し算したものをアウトプットする（ランダムなノイズが負値の場合は、本来のアウトプットを引き算する）。

²⁴ 学会の会報誌による差分プライバシーに関する紹介記事として、情報処理学会の寺田(2020)や全米統計協会の Bowen et al. (2021)が参考となる。

²⁵ 公的統計では、「政府統計個票データレイアウト標準記法」（「統計調査等業務の業務・システム最適化」別紙4 2006年3月31日各府省情報化統括責任者会議決定）が調査票情報や匿名データに関する記法を整理している。

²⁶ 厳密には、その1つのレコードの内容が異なる場合やその1つのレコードが削除（又は追加）され個票データのレコード数が変わる場合など、想定される場合は複数ある。

²⁷ クエリの実例として後に紹介する図9では、行ごとにノイズ注入された統計の組合せが延々と並ぶ巨大な表を見ることができる。

インプットとなるデータベースを固定した場合、 Q はこれを何度繰り返してもそのアウトプットは常に同じである。これに対して、 Q' は繰り返すたびにそのアウトプットは毎回ランダムに変動する（摂動する）。

クエリを統計の集計行為とするランダム化関数の場合、そのアウトプットはランダムなノイズ付き統計となる。これはすなわち確率分布であり、アウトプットを均（なら）して見ることで誤差は管理可能な対象として理解できる。

以下に、差分プライバシーの定義を記す。

任意の隣接したデータベース D_1 及び D_2 ($D_1, D_2 \in \mathcal{D}$) に対し
ランダム化関数 $Q' : \mathcal{D} \rightarrow \mathcal{R}$ が下式を満たすとき、
 Q' は ϵ -差分プライバシーを満たす。
ここで S は Q' の出力空間 $\mathcal{R}$ の任意の部分空間である ($S \subseteq \mathcal{R}$)。

$$\frac{\Pr[Q'(D_1) \in S]}{\Pr[Q'(D_2) \in S]} \leq e^\epsilon$$

定義 1 差分プライバシーの定義式

出典：寺田（2020）

ここで、 $\Pr$ は出力空間 $\mathcal{R}$ に関する確率分布関数を ($0 \leq \Pr[\cdot] \leq 1$) を表す。 e （自然対数の底 ネイピア数。 $e = 2.71828\dots$ ）の右肩にある指数 ϵ （イプシロン）は、「プライバシー損失予算」（Privacy Loss Budget, PLB）と呼ばれるパラメータである ($\epsilon > 0$)。

条件式が意味することで重要なのは、その左辺にある“任意の”隣接する2つのデータベース（個票データ） $D_1 \cdot D_2$ が分子・分母で互いに入れ替わっても、この不等式が成立することである。また、2つのデータベースの中で“隣接するレコード”とは、データベースのどのレコードであってもよいことに注意してほしい。秘密保護の対象として識別されることを回避すべき客体のレコードがどれであったとしても左辺の大きさが常に e^ϵ (>1) の範囲に収まっていれば、差分プライバシーを満たす（又は「差分プライベート²⁸である」）と定義している。

差分プライバシーの考え方が従来型の秘匿手法に対して特徴的なのは、インプットに使われたデータベースのレコードを識別してくる攻撃者がどのような周辺情報、攻撃手法を用いたとしても（すなわち、攻撃シナリオに関係なく）、数理的な定式化のおかげで、個々のレコードが識別されてしまう事態を確率的に否認できる（否認可能性 plausible deniability を主張できる）ことである（第 5.3 節）。

²⁸ private。プライバシー privacy の形容詞型。

(コラム) フォーマルプライバシー

定義 1 に掲げた数式は、厳密には pure differential privacy (pure DP) と呼ばれる。pure DP の他に、派生形として、プライバシー損失予算としてパラメータ (ϵ, δ) を持つ approximate differential privacy や、 ρ を持つ zero-concentrated differential privacy (zCDP) も開発されている (Abowd et al. (2022) 2.1. Basic Definitions)。このような形でプライバシーを数理的に定式化 formalize したものは、フォーマルプライバシーと呼ばれる。

「差分プライバシー」という言葉は、狭義 (専門的) には pure DP を指すが、広義 (一般的) にはフォーマルプライバシーの意味でも使われている。センサス局などの文献でも後者の用法が多く、本稿もこれに倣っている。

5.2. 差分プライベートなノイズ

差分プライベートなノイズは、プライバシー損失予算の大小とは逆方向に変動する。

具体的には、プライバシー損失予算が小さければ小さいほど (0 に近づけば) 差分プライベートなノイズは膨らんでゆき、ランダム化関数がアウトプットする統計はぼかしの入ったものとなる。このことは、統計の安全性を強くしてくれる。引き換えに、統計の有用性は損なわれる (正確性が低くなる)。

逆に、プライバシー損失予算が大きければ大きいほど、ノイズは縮んでゆき、統計は (ノイズを含まない元の統計に近づくという意味で) はっきりしたものとなる。このことは、統計の安全性を弱くするが、統計の有用性が (元の統計に近いという意味で) 得られていく (正確性が高まる) (表 3)。

プライバシー 損失予算	(参考) $\rightarrow 0$	小さい	大きい	(参考) $\rightarrow \infty$
注入されるノイズ	$\rightarrow \infty$	膨らむ (統計は ぼける)	縮む (統計は はっきり)	$\rightarrow 0$
統計の安全性	無意味に 安全	強くなる	弱くなる	秘匿の ない状態
統計の有用性	完全に消失	損なわれる (正確性は 低くなる)	得られていく (正確性は 高まる)	元のまま

表 3 プライバシー損失予算とノイズの関係

出典：筆者作成

極端な場合として、仮に ϵ が下限の 0 に収束する時には、ノイズは大きくなり発散する。その結果、ランダム化関数がアウトプットする統計は情報として無意味になり、その有用性は完全に消失する。何の役にも立たなくなってしまった統計は、皮肉な意味で安全である。

逆に、仮に ϵ が無限大 ∞ に発散すると、ノイズは 0 に収束する。その結果、統計はまったく秘匿のない状態となる。統計の有用性は、元 (オリジナル) のままである。

上の説明では差分プライベートなノイズが「膨らむ」と書いたが、これは絶対値の意味であり、ランダムに生成されるノイズは正の方向、負の方向どちらにも変動する。

生成されたノイズが正值なら、これを注入される統計にとっては足し算となる。逆に生成されたノイズが負値なら、統計にとっては引き算となる。ここでもし、負値のノイズの絶対値が、注入される統計よりも大きいと、ランダム化関数のアウトプットは負値になってしまう²⁹。

しかし、人口とは、正值又は 0 の値を取るものであり、負値は「公式な統計」しては認められない（「非負制約」）。このため、ノイズ注入後には（第 4.2 節の総数制約の場合と同様に）何らかの後処理によって非負制約を守るようにしなければならない（第 6.2 節）。

ランダム化関数が注入する差分プライベートなノイズとして採用されるものは平均 0 を中心とする確率分布であり、例えばラプラス分布や幾何分布などが挙げられる³⁰。

DAS の開発では、当初、ラプラス分布に基づく pure DP が使われていた。しかし、この確率分布が持つ裾が長くなることから、ノイズ注入によって異常値が目立つようになった。このため、開発の途中で、これよりも裾が短く済む離散ガウス分布に基づく zCDP を DAS として採用することになった³¹（第 7.3.2 節）。

5.3. プライバシー損失予算と否認可能性の関係

差分プライバシーは、表 3 で見たように、プライバシー損失予算というパラメータに応じて、統計の安全性が連続的に変化する。言い換えれば、安全性は「白」か「黒」か、「安全」か「危険」か、という二元論で語られるものではなく、確率的な意味で「ほとんど白」から「グレー」、そして「ほとんど黒」へなめらかに変化するものである。

このことを否認可能性と関連させながら思い描くことができるように、以下では、簡単なアンケートをクエリに見立てて解説する³²。

ここでのクエリは、【（インプット）プライバシーに関わるような質問 → （アウトプット）Yes/No の二択回答】とする。そして、このクエリに対応するランダム化関数を考える。

アンケートで尋ねられるプライバシーに関わる質問を素直に答えたくない回答者は、ある確率 p で「正直」に本当の答を回答し、それ以外の確率 $(1-p)$ で「でたらめ」に Yes/No を半々の確率で回答することにした。すると、この二択のランダム化関数は、

²⁹ ノイズ注入による「負の人口」が生み出される様子は、図 8 で実際に観察できる。

³⁰ この意味でノイズは不偏であり、差分プライバシーによるノイズだけで統計にバイアスが生じることはない。しかし、TDA の後処理はバイアスを生じさせる（第 8.2 節）。

³¹ US Census Bureau (2021a), 8. TECHNICAL APPENDIX A: THE PRIVACY-LOSS BUDGET FOR 2020 REDISTRICTING DATA

³² この解説は、寺田(2019)「3.2 ϵ はいくつなら安全か？」から引用している。

差分プライバシーを満たすものとして、 p と ε の間には以下の関係式が成り立ってくれる。

$$p = \frac{e^\varepsilon - 1}{e^\varepsilon + 1}$$

アンケートの回答機会が全部で 20 回あったとして、例えば $\varepsilon=0.1$ の場合、回答者は、19 回は「でたらめ」に答えて、残り 1 回だけ「正直」に本当の答を言うことになる。この状況において、回答者は自分の言った答を後になって「でたらめ」でしたと否認できる確率（否認可能性）は $1 - p = 95\%$ である。この場合、質問者にとって有用性は損なわれるが、回答者にとって安全性は強い。

$\varepsilon = 1.1$ になると、20 回中 10 回は「でたらめ」に、残り 10 回は「正直」に答える。回答者が否認できる確率は $1 - p = 50\%$ となる（有用性と安全性は、相半ば）。

そして、 $\varepsilon = 3$ の場合では、20 回中 2 回は「でたらめ」に、残り 18 回は「正直」に答える。回答者が否認できる確率は $1 - p = 10\%$ である（有用性はかなり保たれ、安全性は弱い）。

ここまでは $\varepsilon = 0.1, 1.1, 3$ の 3 点だけを取り上げてみたが、プライバシー損失予算の値を連続的に動かせば、回答者が自身の答を否認できる余地（否認可能性）もなめらかに変化する。 ε に具体的な値をいくつか与えた時、否認可能性 $1 - p$ は以下のように変化する（表 4）。

プライバシー 損失予算 ε	(参考) $\rightarrow 0$	0.1	0.2	0.69	1.1	3	5	(参考) $\rightarrow \infty$
(参考) e^ε	$\rightarrow 1$	1.11	1.22	2	3	20.1	148	$\rightarrow \infty$
正直に答える確率 (有用性) p	$\rightarrow 0\%$	5%	10%	33%	50%	90%	99%	$\rightarrow 100\%$
否認可能性 (安全性) $1 - p$	$\rightarrow 100\%$	95%	90%	67%	50%	10%	1%	$\rightarrow 0\%$

表 4 プライバシー損失予算 ε と否認可能性 $1-p$ の関係

出典：寺田(2019) 表 6 を修正

このようにプライバシー損失予算と「正直」に答える確率の関係が式で示せれば、実現したい安全性と有用性のトレードオフをわかりやすく考えながら、プライバシー損失予算の設定を行うことができるだろう。

それでは、Yes/No の二択アンケートから話を戻して、クエリを統計とする場合を考えてみよう。ここで想定されるのは、【（インプット）個票データ → （アウトプット）統計】であり、ランダム化関数はノイズ付き統計を出力する。

この場合の安全性は、秘密保護対象として個票データに収録されている個々の客体について、その識別を否認できるかどうかである。一方、有用性については、例に挙げたアンケートの二択 Yes/No とは異なり、統計はその利用者のニーズや関心は各人各様であることから、一律に（固定的に）論じられるものではない。

実際、Abowd et al.(2022)は、「多次元項目の正確性に関するプライバシー損失予算とのトレードオフについて、既存の政策的又は科学的な文献には目安はとても乏しい。」³³と認めている。このように、統計におけるプライバシー損失予算の多寡を評価しようにも、現実的には難しいものがある。

³³ “The existing policy and scientific literature provide very little guidance on managing a privacy-loss budget to trade-off accuracy on multiple dimensions.” (6.3. Problem Statement and Utility Criteria)

6. 2020 年センサスの集計体系と DAS

6.1. センサスの集計体系

2020 年センサスの結果は、主要な統計として以下の 6 つのものが 2021 年から 2024 年まで段階的に公表されている（表 5）³⁴。

公表 年月	統計名		地理的階層					DAS
			全 米	州	郡	ト ラ ク ト	ブ ロ ック	
2021.4	議席数割当結果	Apportionment Results	✓	✓				(ノイズ 注入 なし)
2021.8	区画改定データ概要ファイル	Redistricting Data (PL 94-171) Summary Files	✓	✓	✓	✓	✓	TDA
2023.5	人口住宅特性ファイル	Demographic and Housing Characteristics File (DHC)	✓	✓	★	★	★	TDA
2023.9	詳細人口住宅特性ファイル A	Detailed DHC-A	★	★	★	★		SafeTab-P
2024.8	詳細人口住宅特性ファイル B	Detailed DHC-B	★	★	★	★		SafeTab-H
2024.9	補足人口住宅特性ファイル	Supplemental-DHC	✓	✓				PHSafe

地理区画について、✓すべての統計表で表章、★一部の統計表に限って表章

表 5 2020 年センサスの集計体系

出典：2020 Census View Data Products Summaries (<https://www.census.gov/programs-surveys/decennial-census/data-products.2020.html>) を筆者により改変（簡略化）の上、右列（DAS）を追加。

最初に公表される「議席数割当結果」は、全米及び各州の人口総数、そして各州の連邦下院議席数割当てで構成される簡素な統計表である。主要な 6 つの統計の中でただ一つ、ノイズ注入のない「生の集計」である（第 4.1 節）。

ここで表章されている統計は、あくまで人口総数であり、男女別人口や世帯数は含まれていない³⁵。

2 番目の公表となるのが、「区画改定データ」である。議会選挙の区画改定の基礎資料として用いられるためにブロック単位で民族人種別などについて詳細な統計を提供する（第 3.1 節）。この 2 番目以降の統計から、開示回避システム DAS（ノイズ注入と後処理の組合せ）が適用される。

³⁴ 2010 年センサスの集計体系には SF1 という名前のものもあったが、2020 年センサスでは秘匿措置の違いもあってその内容は DHC などに組み替わっている。

³⁵ 日本の国勢調査では、最初の公表（「速報」）に男女別人口や世帯数も含まれている。

続く3番目「人口住宅特性ファイル」(DHC)は、男女別や年齢階級別などに関する人口や世帯数（世帯類型別を含めて）が公表される³⁶。男女別の人口や世帯数は、この段階になってようやく明らかになる。DHCでは、区画改定データとは異なり、統計が作成される地理的階層は全国一律ではなく、地域の再識別リスクに応じて変動する。

「詳細人口住宅特性ファイル A」(Detailed DHC-A)では、さらに細かい3,000もの「詳細・地域別 人種・民族グループ」(detailed and regional racial and ethnic groups)に関して、男女・年齢階級別人口が公表される。Detailed DHC-Aも、統計が作成される地理的階層は地域の再識別リスクに応じて変動し、もっとも細かいものでもトラクトとなり、ブロックは作成されない（このことは直後の Detailed DHC-B も同様）。

「詳細人口住宅特性ファイル B」(Detailed DHC-B)では、世帯主の詳細・地域別人種・民族グループに基づく世帯数等が公表される。

最後に「補足人口住宅特性ファイル」(S-DHC)では、平均世帯人員や家族類型別世帯数について9種類の主要人種・民族グループ major race and ethnicity group ごとにまとめた統計が公表される。S-DHCの統計で作成される地理的階層は全米及び各州に限られる。

6.2. 2種類の DAS

主要な6つの統計のうち、ノイズ注入のない「議席数割当結果」を除く5つの統計に適用する秘匿措置として開発された仕組みは、開示回避システム DAS と名付けられた。DASは大きく分けて、トップダウンアルゴリズム Top Down Algorithm (TDA)と Safe Suite の2種類があり、統計によってノイズ注入とそれに続く後処理には使い分けが行われている。

6.2.1. TDA

区画改定データ及び DHC の2つの統計には、TDA が適用されている。

TDA では、ノイズ注入は統計を構成する「内訳」と「総数」の両方を対象に行われている。このことによって生じる総数制約などの不整合は、数値最適化という統計的操作を後処理として行うことで解決を図っている。この仕組みについては、第7節で図を使いながら詳しく述べる。

TDA という名前は、地理的階層についても総数制約を満たすようにするための処理の流れに由来する。具体的には、地理的に上位にある親区画とこれを構成している下位の子区画の集まり、例えば、州であれば、その州を構成する郡の人口の合計が正しく合致するようにしている。このような処理を、最上位（トップ）の全米から州へ、州から郡へ、最後（ダウン）のブロックにまで下ろしていくことから TDA と名付けられている。

³⁶ 表で割愛した公表物には、DHC を編集した「人口プロファイル」（2023年5月公表）や「連邦議会区概要ファイル」（2023年8月公表）がある。

6.2.2. Safe Suite

残りの3つの統計 Detailed DHC-A、Detailed DHC-B 及び S-DHC には、DAS として、それぞれ SafeTab-P、SafeTab-H 及び PHSafe が適用されている。これらを一括して「Safe Suite」と呼ぶ³⁷。

Safe Suite は、TDA に比べると後処理はかなり異なっている。例えば、ノイズ注入の対象は「内訳」に限定している。このノイズ付き内訳を足し上げたものをそのまま「総数」とすることで総数制約を確保させている³⁸。このことから、「総数」は「内訳」よりもノイズがよりかさむ形となっている³⁹。

また、Safe Suite では、地理的階層をまたぐ整合性を確保する処理は行われていない。例えば、州の人口とその州を構成する郡の人口の合計は、TDA の場合と異なり、合致しない⁴⁰。

ノイズ注入によって生じる「負の人口」の扱いも、TDA の場合と違っている。SafeTab-P 及び SafeTab-H における「負の人口」の後処理は、これらを非表示扱いにすること（英字“X”への置き換え）で済ませている。一方、PHSafe での後処理は、ベイズアプローチにより非負制約を満たすよう統計を調整する。

SafeTab-P 及び SafeTab-H では、（第 6.1 節の Detailed DHC-A 及び Detailed DHC-B で見たように）、再識別リスクに応じて統計が作成される地理的階層は変動するが、これに加えて適用される分類の粒度も変動する（人口に関する年齢階級別、世帯数に関する世帯類型別が使い分けられる。センサス局は、この仕組みを適応的設計 adaptive design と呼んでいる）。

以上のことからわかるように、DAS の中では、適用対象に区画改定データを含む TDA が中核的な存在になっている。Safe Suite は、整合性のレベルや作成される統計の粒度は TDA に比べて劣ったものとなっている。

第 7 節では、この中核的な TDA について詳しく見ていく。

³⁷ 以降の記述は、US Census Bureau (2024a) Table 8. Comparison of TopDown Algorithm With the Safe Suite (SafeTab-P, SafeTab-H, and PHSafe)に基づく。

³⁸ US Census Bureau (2024a)にある innermost cells と subtotals and totals を、それぞれ「内訳」と「総数」と訳出。

³⁹ US Census Bureau (2024a)にある原文の表現は、“noisier”（形容詞 noisy の比較級）。

⁴⁰ オーストラリア統計局は、差分プライバシーとは異なる方法に基づく攪乱的ノイズ注入を行っており（Cell Key method（伊藤他(2022)））、ここでも地理的階層の整合性が確保されない場合がある。“... tables at higher geographic levels may not be equal to the sum of the tables for the component geographic units.” <https://www.abs.gov.au/census/guide-census-data/census-methodology/2021/how-data-processed>

7. トップダウンアルゴリズム TDA

7.1. 5つのプロセス

開示回避システム DAS のうち、中核的な存在である TDA のプロセスは、以下に示すように5つのプロセスから構成される⁴¹ (図7)。



図7 TDA における5つのプロセス

出典： Hawes et al. (2023) p.4 を和訳・改変

① CEFをインプット

Census Edited File (CEF)とは、センサスの調査で得られた回答に基づく属性の分類(符号付け)が行われ、審査 edit を経て集計用に整えられた「生の個票データ」である。

これは秘密扱いであり、これが公表されることはない。

② ヒストグラムへの変換

ヒストグラム histogram とは、区画改定データに関するすべての集計事項を包含する形で作成した多重クロス統計表を意味する。これは、伊藤(2008)において「超高次元クロス集計表」、また寺田他(2017)では「完全分割表」と呼ばれる⁴²。

この段階のヒストグラムは、秘匿措置は施されていない「生の集計」である。そのため、このままでは再識別攻撃により個々の客体が識別される恐れがあることから、これも公表されることはない。

③ ノイズ注入

事前に設定したプライバシー損失予算に基づいて生成される差分プライベートなノイズを、ヒストグラムに対して注入する。

こうして得られるものは Noise Measurement File (NMF)と呼ばれる。ここで“noise measurement”とはプライバシー損失予算に応じて定まるノイズの大きさを測るという意味であるが、TDA プロセスの流れを説明する本稿の日本語では「ノイズ付きヒストグラム」と平易に意識する。

⁴¹ 区画改定データのクエリ(統計の集計行為)には人口と住宅数の2つの系統があり、TDAは人口と住宅数それぞれ分かれて適用される。第7.1節のTDA適用の5つのプロセスの説明は、このうち人口の系統に着目して行うものである。(住宅数の系統にも、TDAは同じように適用される)。DHCについても人口と住宅数・世帯数の2つの系統があり、TDAは人口と住宅数・世帯数それぞれ分かれて適用される。

⁴² Abowd et al. (2022)では、fully saturated contingency tableと呼んでいる。同文献は、histogramという言葉遣いはプライバシー保護型データ公開の研究分野でのものと記している。

NMF は、統計としての総数制約や非負制約が損なわれた状態であるが、安全なものに転化している（秘密扱いは解除）。NMF は、研究目的として、公表が行われる（表 6）⁴³。

NMF の内容については、第 7.2 節で詳しく観察する。

公表 年月	データ名		DAS
2023.6	区画改定データに関する NMF（ノイズ付きヒストグラム）	Redistricting Noisy Measurement File (NMF)	TDA
2023.10	人口住宅特性ファイルに関する NMF（ノイズ付きヒストグラム）	DHC Noisy Measurement File (NMF)	
2024.8	PPMF(プライバシー保護済み個票データ)	Privacy Protected Microdata File (PPMF)	

表 6 区画改定データ・DHC に関する NMF・PPMF の公表実績⁴⁴

出典：<https://www.census.gov/newsroom/press-releases/2023/2020-redistricting-noisy-measurement-file.html>
<https://www.census.gov/newsroom/press-releases/2023/2020-census-dhc-noisy-measurement-file.html>
<https://www.census.gov/data/tables/2024/dec/2020-census-ppmf.html>

④ 後処理

NMF に対する後処理 postprocessing として、制約付き数値最適化が行われる。ここでは、これまで説明してきた不変数や総数制約、非負制約の他にも、人数が小数とならないように整数に丸める「整数制約」や、統計が表章する属性に関する整合性を確保するための「追加制約」（additional constraints）⁴⁵が条件として取り込まれている（US Census Bureau (2021a)）。

後処理を経たヒストグラムは公表用統計表の形に編成され、ようやく区画改定データとして公表される。

⑤ PPMF への変換

ヒストグラムを個票データの形に変換して得られるものをプライバシー保護済み個票データ Privacy Protected Microdata File (PPMF)と呼ぶ。PPMF からは区画改定データに関する統計表を再現可能である（第 7.4 節）。

PPMF も公表される（表 6）。

⁴³ 公表の順番は、先行して④の区画改定データや DHC の統計表があり、その後、③の NMF、そして⑤の PPMF が続いている（表 5、表 6）。

⁴⁴ NMF 及び PPMF は、TDA 対象の統計である区画改定データ及び DHC に関して生み出される成果物である。Safe Suite 対象の統計には、NMF や PPMF は存在しない。PPMF はセンサス局ウェブサイトから直接提供される一方、NMF はデータアーカイブサイトからの提供される（ICPSR, Harvard Dataverse, AWS Registry of Open Data）。

⁴⁵ 例えば、「住宅や集合区域が存在しない区画には、人口は存在しないこととする」という条件。追加制約は、Abowd et al. (2022)や Cumings-Menon et al.(2025)では、edit constraints（審査上の制約）、structural zero（構造的零）と呼ばれる。

これら TDA の 5 つのプロセスは、地理的階層に沿って段階的に適用される（図 7）。最初に、最上位の全米に関する統計（クエリ）について処理が行われる。全米人口について、まず②ヒストグラム変換、③ノイズ注入、④後処理を行い、全米人口の公表用統計表が編成される。

次の階層である州に関する統計について、米国に存在する 50 の州ごとに、それぞれ②ヒストグラム変換、③ノイズ注入が行われる。④後処理は、上位にある全米との親子関係の整合性も含めて調整が行われ、公表用統計表が編成される。さらに、個々の州を構成する郡（3,496⁴⁶）についても同様に②③④が走ることで公表用統計表が編成される。その後も、トラクト（84,589）、ブロックグループ（239,780）と降りていき、最終段階のブロック（住戸のあるもの 5,879,049）の公表用統計表までが編成される⁴⁷。

（コラム）2 つのフェイズとしての TDA

第 7.1 節では TDA を Hawes et al. (2023) に則って 5 つのプロセスとして記述しているが、Abowd et al. (2022) の Table 1. The TopDown Algorithm Summary ではこれを 2 つのフェイズとして扱っている。

第 1 の「測定フェイズ」（Measurement Phase）は、①～③の CEF からのヒストグラムへの変換・ノイズ注入のプロセスに対応しており、プライバシー損失予算に応じて定まるノイズの大きさを測る NMF を作成している。

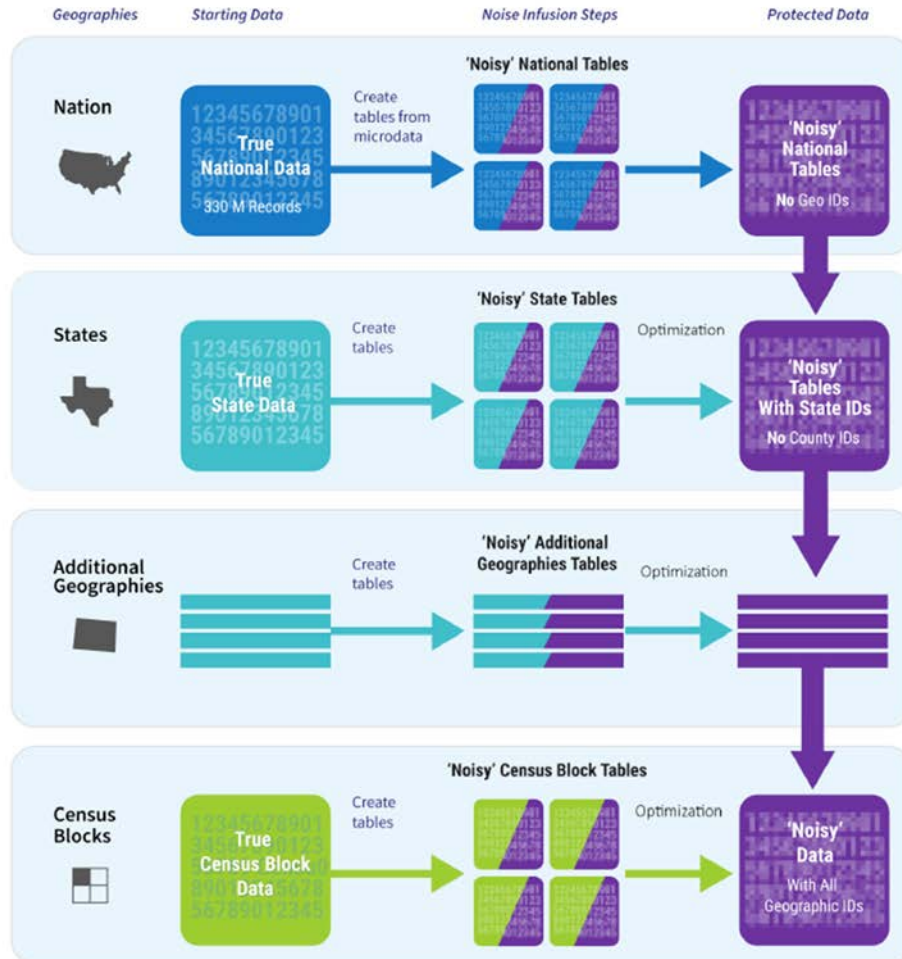
第 2 の「推定フェイズ」（Estimation Phase）は、④・⑤の後処理・PPMF 変換のプロセスに対応する。これは、総数制約や非負制約や追加制約などの条件を「制約付き加重最小二乗最適化」（constrained weighted least squares optimization）及び「制御端数処理（丸め）問題」（controlled rounding problem）に関する行列の連立式の形に仕立てこれを解くことによりヒストグラム調整と PPMF 作成を行っている。

⁴⁶ 郡などの地理区画の数については、表 1 参照。

⁴⁷ 最終段階のブロック数からも、途方もない規模の計算リソースを費やされていることがわかる。Abowd et al. (2022) には、そのためクラウドコンピューティング環境のスペックの概要も記載されている（例えば、Amazon Web Services (AWS) において仮想計算機を複数使用、1 台ごとに 96 コア・768GiB RAM を使用、など。）

Figure 2.1. Creating Differentially Private Data for the 2020 Census Redistricting Files

Data Protection Process



Source: Population Reference Bureau.

図 8 地理的階層に沿って適用される TDA

出典：US Census Bureau (2021a) p.13

7.2. ノイズ付きヒストグラム NMF

区画改定データや DHC において、統計がクエリとしてどのように扱われ、それぞれのクエリにプライバシー損失予算の値がどのように配分されているか。この様子は、米国センサス局のウェビナー Hawes et al. (2023) で紹介された NMF に関するイメージのスライドから観察することができる。

図 9 は、2010 年センサスの区画改定データを用いてデモンストレーションとして作られたアラバマ州 Bullock 郡⁴⁸に関する NMF である。

この図を観察すると、NMF は行を積み上げた形の長大な表を見て取れるだろう。

ここでの各行一つひとつは、ノイズ注入された統計（クエリ）の組合せを表している。

第 1 行は、クエリはただ一つ、Bullock 郡の人口総数⁴⁹に関する情報である。郡全体のノイズ付き人口は 10,911 人と読み取れる。行の右端にあるのは、plb プライバシー損失予算である。2つの数字[45,609,211,112 214,437,516,707]をそれぞれ分子・分母として割り算することで得られる 0.213 が、このクエリに割り当てられている。この値に応じて演算時にランダムに定まったノイズがこのクエリに注入され、結果、ノイズ付き人口 10,911 人となったものである（郡の人口総数の「生の集計」やノイズの値そのものは、センサス局の担当職員以外の者が見たり知ったりすることができない。）。

第 3 行のクエリは人種別人口の 2 つ、[非ヒスパニック ヒスパニック] = [10,166 800] というノイズ付き人口である。ここでノイズ付き人口を足し上げると $10,166 + 800 = 10,966$ であり、これは第 1 行のノイズ付き人口総数と合致しない^{50, 51}。

第 4 行のクエリは選挙権年齢別人口（18 歳未満か以上か）の 2 つ、[選挙権なし あり] = [2,481 8,435] である。これらを足し上げた 10,916 も第 1 行と合致しない。

このように図 9 からは、TDA におけるノイズ注入が「総数」と「内訳」の両方に行われている様子が見て取れる。クエリごとにランダムに生成された値でノイズ注入が行われているので、同じ行の中の「総数」と「内訳」の総数制約は損なわれ、また、同じ「総数」でも行が異なれば数は一致しない。

1つの行の中での分類の数が多くなればなるほど、「総数」が配分される先の「内訳」は小さい数になるので、ノイズ付き人口には負値のものがより頻繁に生じていることもわかる（例えば、第 2 行のノイズ付き民族別人口）。

⁴⁸ 本稿では地理的階層としての「ブロック」（カタカナ）との紛らわしさを避けるため、Bullock 郡を英字のまま表記する。

⁴⁹ 図 9 表頭にある "Total_dpq" の dpq とは、differentially private query。

⁵⁰ 第 3 行目の plb を計算すると 0.00068 であり、第 1 行目の plb 0.213 よりもかなり小さい。2つの行の variance（ノイズの確率分布分散）と plb を見比べると、大小関係は逆転している。表 1 にある通り、プライバシー損失予算が小さければ、その分ノイズは膨らみ、秘匿が強くなる分、有用性に大きく影響する。

⁵¹ 第 2 行のノイズ付き人口は民族別であり、第 3.1 節で見たようにその分類は 63 通りある。これらをすべて足し上げると 10,869 人であり、これも第 1 行とは合致しない。

Bullock County, AL (00110011):

total_dpq: 10911

variance: 4.70162740

geocode	query_name	hhgq	votingage	hispanic	cenrace	query_shape	value	variance	plb
385	110011 total_dpq	*	*	*	*	[1 1 1 1]	[10911]	4.7016273	[45609211112 214437516707]
386	110011 cenrace_dpq	*	*	*	cenrace	[1 1 1 63]	[2463 7606 83 -12 13 627 0 72 -66 35 -98 42 -11 42 -11 13 -17 -25 40 30 5 -49 34 12 -9 0 31 -9 48 21 -73 54 14 83 20 32 4 -1 -26 35 63 -1 -11 11 -30 21 -50 4 -113 -3 59 7 -45 -37 -10 20 23 1 -86 1 29 21 -57]	1469.7288	[437708360 643312550121]
387	110011 hispanic_dpq	*	*	hispanic	*	[1 1 2 1]	[10166 800]	1469.7288	[437708360 643312550121]
388	110011 votingage_dpq	*	votingage	*	*	[1 2 1 1]	[2481 8435]	1469.7288	[437708360 643312550121]
389	110011 hhinstlevels_dpq	hhinstlevels	*	*	*	[3 1 1 1]	[9179 1664 33]	1469.7288	[437708360 643312550121]
390	110011 hhgq_dpq	hhgq	*	*	*	[8 1 1 1]	[9243 1540 57 157 -48 26 4 -39]	1469.7288	[437708360 643312550121]
391	110011 hispanic * cenrace_dpq	*	*	hispanic	cenrace	[1 1 2 63]	[2356 7605 51 -7 -37 9 17 33 -14 -19 5 54 13 6 -6 -1 4 33 11 -37 22 -4 5 14 19 -26 36 -2 2 2 21 26 12 24 2 22 12 12 24 22 2 24]	524.90314	[1225583408 643312550121]



図 9 NMF の内容 (2010 年センサス デモ)

出典 : Hawes et al. (2023) p.27

NMF には、TDA における後処理が施されることで、非負制約などの解消が行われる。

デモンストレーションの続きの後処理のスライドを見ると、Bullock 郡の人口総数は 10,912 人に整えられる結果となった（この値は、上で挙げてきたノイズ付き人口総数の値やその内訳を足し上げた値のいずれとも異なる）。

How do these estimates compare?

2010 Total Population	SF1	2010 PPMF	2010 NMF
Bullock County, AL	10,914	10,912	10,911.61 +/- 3.19

図 10 後処理の結果（2010 年センサス デモ）

出典：Hawes et al. (2023) p.39

ちなみに 2010 年センサスで公表されている「公式の統計」の Bullock 郡の人口総数は 10,914 人（2010 年当時のものなので、秘匿措置のない「生の集計」と思われる）。この値と、デモンストレーションで後処理の結果の 10,912 人は、十分近い値と言えるだろう。

7.3. TDA チューニング

7.3.1. 有用性と安全性の指標

区画改定データは、司法省による選挙区画案分析のための基礎資料に供することが法的に求められている点で、センサスの集計体系において最も重要な位置を占めている（第 3.1 節）。そのため、センサス局が TDA を開発する際にも、区画改定データの有用性確保が大いに重視された。

有用性というものを、そもそもどのようにして評価するのか。

TDA の開発当初の時点では、2020 年センサスは実施前だったので、代用品として 2010 年センサスのデータが使われた。2010 年センサスの個票データへ試作した TDA を適用して統計（デモデータ）を作成し、これに対して 2010 年センサスでの「公式の統計」（従来型の秘匿措置が適用されたもの）をベンチマークと見立てて比較を行った（Abowd et al. (2022) 6.3. Problem Statement and Utility Criteria）。デモデータがベンチマークに対して法的要件である区画改定や選挙区画案分析に関する利用適合性 *fitness for use* の正確性に比べられるか検証し、また、ベンチマークとの間での誤差・バイアス・外れ値などに関して「計量情報」（metrics）をとりまとめそれらの抑制を図った⁵²。これらが有用性の指標とされた。

⁵² Developing the DAS: Demonstration Data and Progress Metrics
<https://www.census.gov/programs-surveys/decennial-census/decade/2020/planning-management/process/disclosure-avoidance/2020-das-development.html>

これに対して、安全性はプライバシー損失予算によって評価されるのか。

ノイズ注入では、ノイズ付きヒストグラムの図9で見たように、クエリごとにプライバシー損失予算の値が割り当てられている。これらの割り当てられた値の累積値が、安全性の指標とされる。

しかし現実には、プライバシー損失予算の累積値がどのくらい小さければ十分と言えるのか、その評価はセンサスのような統計にとっては困難である(第5.3節)。そのため、DSEPによる指示は、「プライバシー損失予算の所定の目標値の下で正確性の最大化を図る」ことよりも、「有用性の下限を満たす前提でプライバシー損失予算を最小にするよう努める」こととされた⁵³。

センサス局は、デモデータの作成を繰り返し、有用性と安全性を確認しながら、TDAのチューニングを入念に行った。2019年10月から2023年4月までの間、デモデータに関する計量情報は9次に渡って公開された。この取り組みの中で、データ利用者からのフィードバックを受け付ける機会が設けられ、それは次の回に公開される計量情報に反映されていった。

7.3.2. 区画改定データ

伊藤他(2022)は「3.3 2020年センサスに向けた差分プライバシーの適用に関する近況」において、TDAチューニングでの区画改定データのプライバシー損失予算の変遷について、まとめている。

これによれば、TDAの最初のバージョン、2019年9月時点ではpure DPに基づくプライバシー損失予算は累積値で $\epsilon = 4.5$ （人口に関するクエリ4.0+世帯に関するクエリ0.5）とされていた⁵⁴。その後続くバージョンでは、 ϵ の値は徐々に増大していった。これは、投票権法の有用性を「生の集計」のレベルに近づけていくことが求められていったものと思われる。

開発途上で差分プライバシーのモデルはpure DPからzCDPに切り換えられ（第5.1節コラム）、最終的には、2021年6月（第6次）、区画改定データの確定版“production version”としてのプライバシー損失予算は、 $\rho = 2.63 (= 2.56 + 0.07)$ となった。これを ϵ の換算値で表すと $19.61 (= 17.14 + 2.47)$ となり⁵⁵、当初の4.5から約4倍もの大きさになった。

図11は、TDA区画改定データ（人口に関するクエリ）の確定版のプライバシー損失予算に関して、センサス局研究方法論部が出した証明書である。左側のページの上から3行目に $\epsilon \approx 17.14$ の値を見ることができる。

⁵³ “The typical goal is to achieve the maximum accuracy for a given privacy-loss parameter (ρ or ϵ). However, DSEP’s instructions generally tried to minimize the privacy-loss parameter given a lower bound on utility” Abowd et al. (2022) p.9

⁵⁴ 集計対象として互いに異なる系統の人口と住宅数は分かれてTDAが適用されるため（脚注41）、プライバシー損失予算も2つの系統ごとに設定されている。なお、ノイズ注入や後処理などのプロセスは共通のものであることから、2つの系統のプライバシー損失予算の値は合算が可能である（差分プライバシーの並列合成定理（寺田(2020)））。

⁵⁵ この換算は、pure DPとの比較を政策担当者に対してわかりやすく伝えるために approximate differential privacy（第5.1節コラム）相当のものとして行われている（Abowd et al. (2022) p.7-8）。

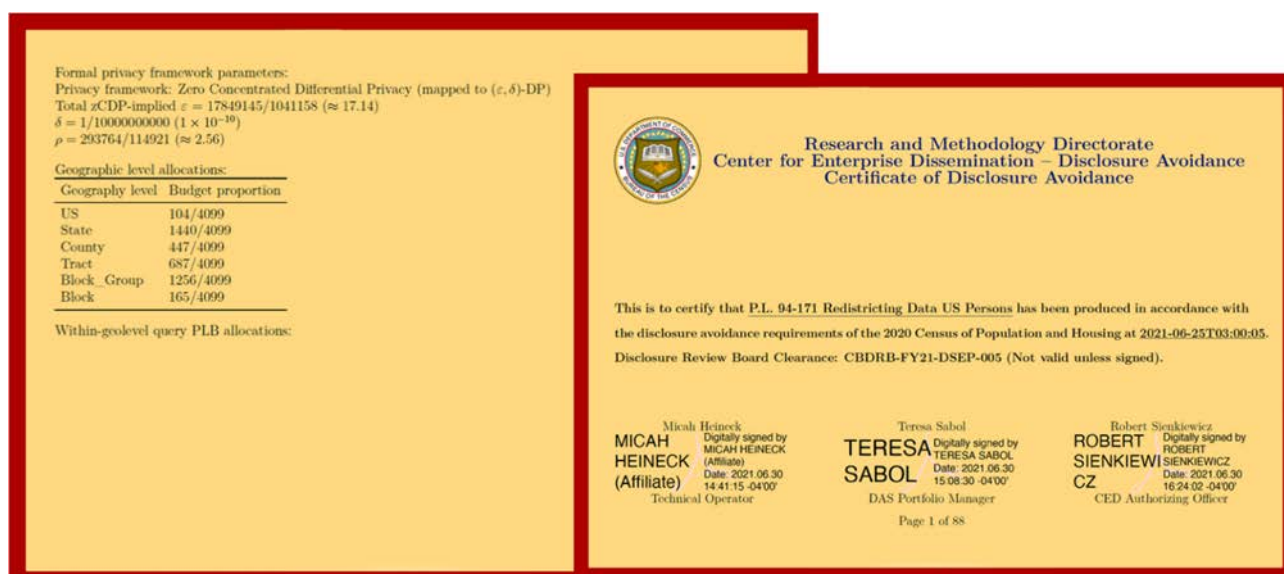


図 11 開示回避証明書（区画改定データ（人口に関するクエリ））

出典：https://github.com/uscensusbureau/DAS_2020_Redistricting_Production_Code/tree/master/docs/certificates⁵⁶

地理的階層	プライバシー損失予算 の配分割合 (参考 百分率)
全米	104/4099 2.5%
州	1440/4099 35.1%
郡	447/4099 10.9%
トラクト	687/4099 16.8%
ブロックグループ	1256/4099 30.6%
ブロック	165/4099 4.0%

表 7 プライバシー損失予算に関する地理的階層別配分割合
（区画改定データ（人口に関するクエリ））

出典：図 11 の奥側の面にある左側の表を抜き出し、そこに記載の分数から百分率を計算、追加

チューニングが仕上がった状態における区画改定データの検証状況を、US Census Bureau (2021a)のコラム「投票権法のためのデータ」から見て取ることができる。確定版として固まったプライバシー損失予算の仕様に基づいて区画改定データの演算は 25 回繰り返され、こうして作られた 25 通りのデモデータ（注入されたノイズは毎回異なる）を用いて検証が行われた。

⁵⁶ GitHub のセンサス局アカウントには、この証明書の他にも、2020 年センサスの TDA や Safe Suite に用いられた DAS Production Code (Python 言語) が格納されている。

有用性については、地理区画としてのブロックグループ（約 20 万）⁵⁷に居住する人口の大きさが 450-499 人の階級までで、総人口に占める「最大人口グループ」⁵⁸が占める割合の誤差は 5%以下に収まることが、少なくとも 95%の演算で示すことができたという。他にも、ブロックのデータは一定の管轄区 jurisdictions⁵⁹にまとめ上げれば統計の正確性が向上することや、majority-minority districts に関する統計は 2010 年「公式の統計」のものに対して誤差はわずかであることを検証したとしている。

一方の安全性については、有用性の下限を満たす前提の下でプライバシー損失予算を最小化すべしという DSEP による指示に関して、実際にその取り組みが行われたことが同じコラムに記されている。これによれば、当初 $\epsilon = 4.0$ で作成されたデモデータが持っていた分散に対して、その後 $\epsilon = 10.3$ にまで大きくなった状態で作成したデモデータの分散はより小さくすることができたとしている。

7.3.3. DHC

区画改定データに続いて、DHC に関する TDA 開発が進められた。この検討と評価指標は論文 Cumings-Menon et al. (2025)を参照することができる。これによれば、チューニングは、センサスのデータを利用する各分野の専門家のフィードバックを受けて設定された世帯類型や世帯主属性に関する誤差指標に関して進められたとされている。

本稿ではこれ以上深くは立ち入らないが、DHC で考慮されたチューニングの軸はやや総花的な感がある。これは、区画改定データには選挙区割りという法的要件があったのに対して、DHC にはそのようなものがなかったことによるものと考えられる。

最終的には 2023 年 4 月（デモデータに関する各種計量情報公表の最後となる第 9 次として）、DSEP は DHC のための $\rho = 12.66$ (=人口 4.96 + 世帯 7.70) と決定した。

結果、区画改定データと DHC を通して TDA グローバルのプライバシー損失予算の累積は、 $\rho = 15.29$ (= 2.63 + 12.66)となった。

⁵⁷ 表 1 及び図 6

⁵⁸ “the largest demographic group” そのブロックグループの中での民族人種

⁵⁹ センサス局に対して司法省が検証用に提供した区画とされているが、詳細不明。いずれにせよ、直前にあるブロックグループの評価については当該区画単独で行っているのに対して、ブロックの評価については当該区画単独ではなくこれをまとめたもので行っていることに注意。

(コラム) DAS 全体でのプライバシー損失予算

DAS	集計体系	プライバシー損失予算 ρ		
TDA	区画改定データ	人口 2.56	計 2.63	グローバル 15.29
		世帯 0.07		
	DHC	人口 4.96	計 12.66	
		世帯 7.70		
SafeTab-P	Detailed DHC-A			19.776
SafeTab-H	Detailed DHC-B			17.79
PHSafe	S-DHC			2.515

表 8 2020 年センサス全体のプライバシー損失予算

出典：US Census Bureau (2023b), US Census Bureau (2023c), US Census Bureau (2024b), US Census Bureau (2024c)

注: TDA や SafeTab-P などの処理は共通ではないため、この表でのプライバシー損失予算の値は独立して記載
(差分プライバシーの並列合成定理は適用不可であり、合算することはできない)。

7.4. プライバシー保護済み個票データ PPMF

米国センサスでは、集計体系に基づく統計だけでなく、一般公開型マイクロデータサンプル (Public Use Microdata Sample (PUMS)) を 1960 年以降毎回公表してきていた。

PUMS の作成では、間接的な開示を回避するために、個票データのレコードのうちの一部をサンプリングした上で (その抽出率は、高くても 10% 程度)、これにリコーディング (階級区分を設定したり区分を粗くしたり等) やトップ (ボトム) コーディング、スワッピングなどによって秘匿措置が行われてきた (McKenna(2019)、伊藤他(2022))。これは、日本において行われている匿名データの作成方法と同様である⁶⁰。

そして、2020 年センサスでは、従前の PUMS を引き継ぐものとして、PPMF を公表した (第 7.1 節)。

PPMF の作成は、2010 年センサスまでの PUMS とはまったく違う差分プライバシーに基づく方法によって作成したものである。PPMF のレコード数は、2020 年センサスの全米人

⁶⁰ 総務省政策統括官 (統計基準担当) (2024) の「(別紙) 匿名化処理の技法」。匿名データとは、「一般の利用に供することを目的として調査票情報を特定の個人又は法人その他の団体の識別 (他の情報との照合による識別を含む。) ができないように加工したもの」 (統計法第 2 条第 12 項) であり、その提供を受けるには統計法に基づき申出や手数料が必要 (例えば、(独) 統計センターウェブサイト <https://www.e-stat.go.jp/microdata/anonymity>)。

口総数と同じ 308,745,538 であり、PPMF を用いれば、公表された区画改定データや DHC の統計を再現計算することが可能である（図 12）。

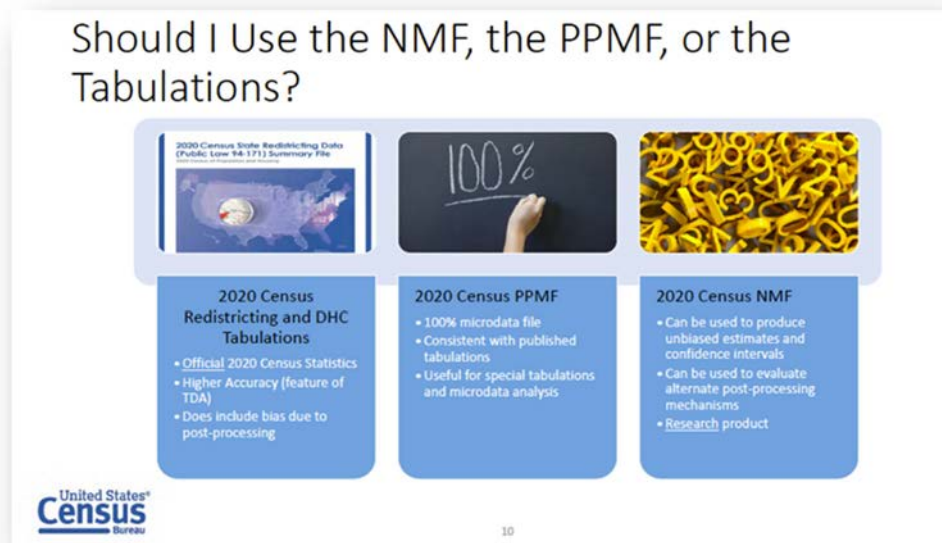


図 12 統計表・PPMF・NMF の使い分け

出典：Hawes et al. (2023) p.10

（コラム）合成データとしての PPMF

PPMF は、TDA というプロセスを通して、差分プライバシーによる秘匿措置を施した上で元の統計的特徴量を再現している。これは PETs を構成する要素技術の一つ、合成データに該当するものである。合成データとは、United Nations (2023)によれば、「その基本原理は、元のデータセットに含まれる個人情報を開示することなく、秘密性の高いデータセットを、同様の統計的特性を持つ新しいデータセットに変換することにある。」。実際に、全米科学アカデミーの文献には、PPMF は Synthetic Data File であると端的に記している⁶¹。

一方で、センサス局ウェブサイトでは 2020 年センサスのことを合成データとする表現は見受けられない⁶²。合成データという言葉を用いることで誤解や意図しない印象を与える事態を控える配慮がセンサス局で働いたように思われる。

ちなみに、公的統計にとっての合成データは United Nations Economic Commission for Europe (2023b)が詳しいが、同書の事例として米国 2020 年センサスの PPMF は取り上げられていない。ここにも何かしらの配慮が働いたのかもしれない。

⁶¹ US National Academies of Sciences and Medicine Engineering (2021)の Acronyms and Abbreviations（略語集）、その中の MDF (Microdata Detail File)及び PPMF。

⁶² 2010 年センサスの秘匿に関する McKenna (2018)及び McKenna (2019)には、集合区域に関する適用された秘匿措置の中で Partially Synthetic Data という表現がある。これは統計を別の値で置換する文脈で言われているものであり、PETs の意味のものとは異なる。

(コラム) 日本における一般用マイクロデータとの関係

一般用マイクロデータとは、統計センターが総務省統計局から委託を受けて作成、提供している「擬似的なマイクロデータ」⁶³である。一般用マイクロデータは、匿名データと異なり、「公表結果表から擬似的に作成」されるものである⁶⁴。

このような作成プロセスの点では、公表された NMF から作成された米国の PPMF と、日本の一般用マイクロデータは、合成データとしての共通性がある。

この一般用マイクロデータは、匿名データの場合に求められる統計法に基づく申出は不要であり、教育や統計演習などにも広く無償で利用可能になっている。ただし、一般用マイクロデータから導かれた分析結果は実証研究の結果と見なせるものではなく、公表統計表を再現できるものではない⁶⁵。

⁶³ <https://www.nstac.go.jp/use/archives/ippan-microdata/>

⁶⁴ <https://www.stat.go.jp/info/ippanmicro.html> 一般用マイクロデータの作成には、度数・平均・標準偏差の集計結果を基に対数正規乱数を用いる方法や、公表結果表を母集団情報として擬似標本を系統抽出する方法などがある（独立行政法人 統計センター(2021)）。

⁶⁵ 匿名データについても公表結果表の再現はできないものの、これから導かれた分析結果は実証研究に活かされるとされている。

8. ブロックレベルのデータに残る不整合

区画改定データのチューニングは、最小区画であるブロックよりも上位のブロックグループの方に有用性の重きを置く形で行われた（第 7.3.2 節）。その結果、ブロックにはどのような影響が現れるのか、本節で観察していく。

8.1. ブロックの個別使用は非推奨

一般に、センサスや国勢調査は、国土に居住する人々をもれなく重複なく全数調査するものであることから、地域をきめ細かい単位で参照できる情報源としての役割が期待される。実際、国連によるセンサス勧告（United Nations (2017)）では、センサスの基本的な機能 *essential features* のひとつに小地域統計の作成を挙げている。これによれば、人口や住宅数やその特徴に関する統計を、秘密を保護しながら、国の状況に応じて地理区画が最小レベルで適切に提供すべきとしている。

米国の 2020 年センサスでは、詳細な集計と再識別リスク回避の 2 つの要件を同時に満たすために、選挙区割りでの有用性に応えるためブロックグループや管轄区といったレベルの地理区画を重視した考慮が行われた。この副作用として、地理区画が最小のものであるブロックのレベルのデータについて、その有用性に影響が出ることとなった。

センサス局の広報資料「区画改定データの基本」（US Census Bureau (2021d)）⁶⁶には、平易な言葉で差分プライバシーを説明しているが、ブロックのレベルのデータについては、これを個別に使用するのではなく、ひとまとめにして使用することを推奨している。

個人情報保護

区画改定データには、非常に狭い地域の人口統計的な詳細が含まれているため、公開されている統計に含まれる個人の身元情報を保護することが不可欠です。

国勢調査局は、差分プライバシーと呼ばれる最新の手法を用いて、個人情報を保護しながら、コミュニティに関する重要な統計情報を共有します。

国勢調査局は、個人情報を隠すため、国勢調査区画レベルデータ（原文 *the block-level data*）に統計的なノイズを慎重に加えています。国勢調査区画データは、個別に使用することを目的としたものではありません。目的は、それを集める、つまり一まとめにして、連続した地域にすることです。したがって、国勢調査局では、個別の区画の正確さを求めるのではなく、区画を集める、つまり一まとめにすることをデータ利用者に推奨しています。連続した区画をまとめると、人口数や人口統計的特徴の信頼性が高まります。

⁶⁶ 2020 年センサスの広報資料"Redistricting Data 101"をセンサス局が多言語で作成したものの日本語版。若干日本語の不自然さや、本稿とは異なる術語もそのまま引用している。

8.2. 下方バイアス

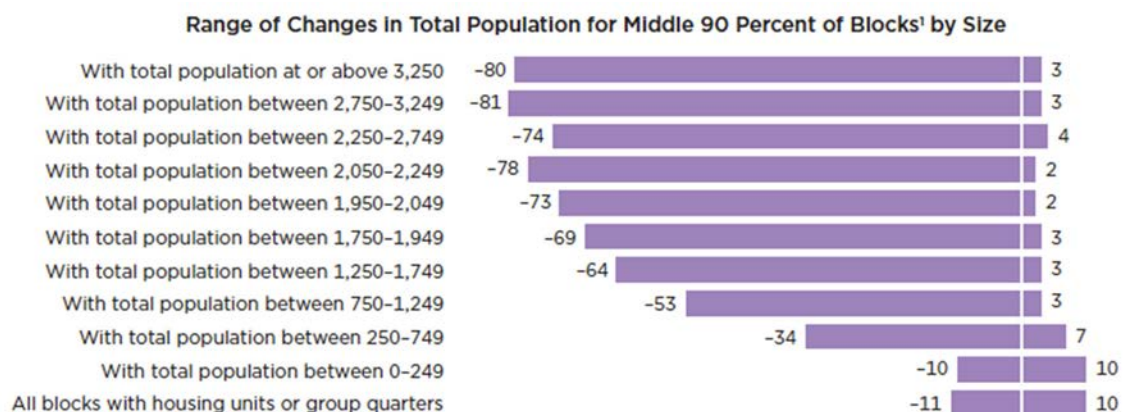
TDA のノイズ注入によって「負の人口」という非現実的な統計が NMF において生じる様子は、図 9 から観察することができた。そのような「負の人口」は、TDA の後処理での数値最適化によってそのような値を押し上げられ「正の人口」に転換し「非負制約」が満たされるようになる。

ところが、数値最適化は「総数制約」を満たすようにする役割もあるため、全体の帳尻合わせのために別の人口を反対に押し下げる働きもしてしまっている。このような後処理の働きによってもたらされる副作用が、下方バイアスである。

図 9 で見たように、内訳を構成する区分が細かくなればなるほど、ノイズ注入による「負の人口」はより多く発生している。このため、後処理による下方バイアスもその分だけより多く発生することになる。このような傾向を地理的階層に当てはめて考えると、最小区画であるブロックレベルデータに下方バイアスがより強く現れることも予想できる。

実際、地理的階層で比較した下方バイアスの様子が 2010 年センサスのデモデータに現れている。

当初のヒストグラム（生の集計）と後処理を経たヒストグラム（プライバシー保護済み統計）について、ブロックレベルでの人口総数がどれだけ変化したか、その差を取ってみる。ブロックレベル全体での人口総数の差全体を分布として扱い、その下限値（5%タイル）及び上限値（95%タイル）のレンジの様子を横棒グラフの形で可視化したのが図 13 である。



¹ Blocks with housing units or group quarters population.

Source: U.S. Census Bureau, calculations from 2010 Demonstration Privacy-Protected Microdata File 2021-06-08.

図 13 下方バイアス ブロックの場合

出典：US Census Bureau (2023a) Figure 1（部分）

この横棒グラフの一番下にあるものは、ブロック全体（ブロック平均）のレンジである。
[下限 上限]=[-11 人, 10 人]というように、0 をはさんでほぼ対称に均衡している。

そして、これより上にある横棒は、ブロックに居住する人口規模に応じたレンジを表しており、上から下へ、人口規模の大きい階級から小さい階級に並んでいる。下から2番目にある最小の人口階級 0-249 人のレンジも 0 をはさんで均衡している。ところが、これよりもさらに上の階級へと目を転じていくと、レンジの下限は大きく下がる一方で、レンジの上限は 0 に近づいていく。

このように、下方バイアスが発生している様子がわかる。

最小区画のブロックに対して、これより大きい地理区画である「小行政区」（Places and Minor Civil District）（図14）⁶⁷、さらに大きい「郡」（Counties）（図15）について、同じようにレンジを整理して描いた横棒グラフを見てみよう。

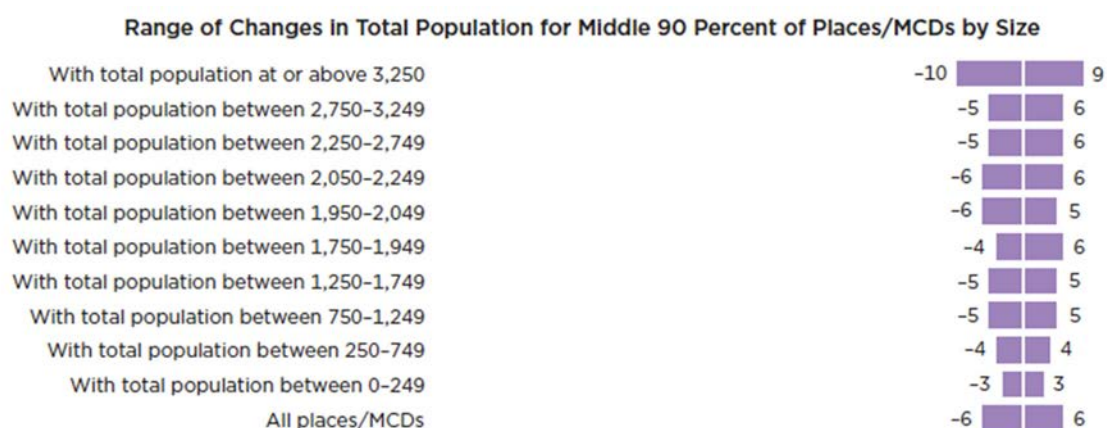


図14 下方バイアス 小行政区の場合

出典：US Census Bureau (2023a) Figure 1（部分）

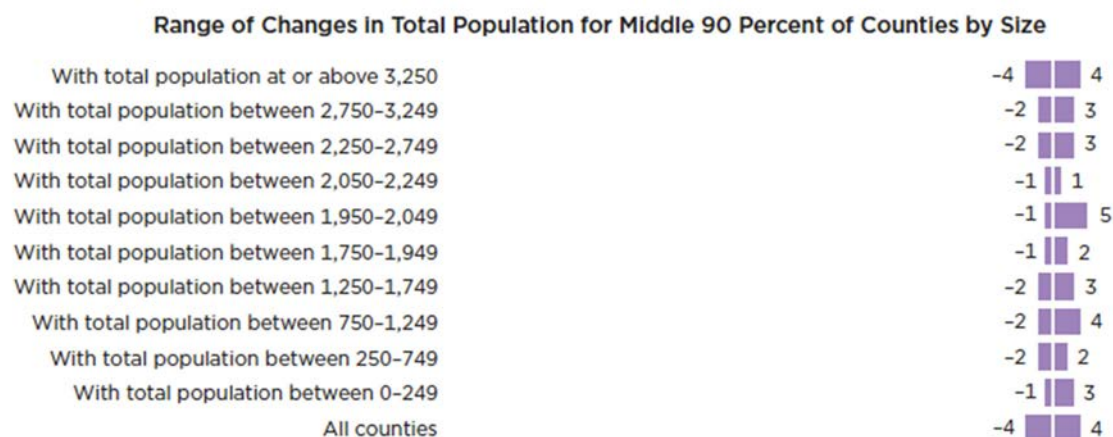


図15 下方バイアス 郡の場合

出典：US Census Bureau (2023a) Figure 1（部分）

⁶⁷ 小行政区は、ブロックグループやトラクトよりも大きく、郡よりは小さい地理区画。

人口規模によって下方バイアスが目立つことはなくなっている。しかも、地理区画がより大きい郡のレンジ幅は、小行政区のレンジ幅よりも狭くなっている。

センサス局が推奨するように「区画を集める、つまり一まとめに」することによって、下方バイアスも誤差も縮小してノイズの影響は低減していく。

下方バイアスは、差分プライバシーによるノイズ注入そのものではなく、総数制約や非負制約を満たすための後処理の副作用として生じている。言い換えれば、統計の有用性と安全性の調整のために選択された帰結として理解すべきである。安全性確保の代償は、下方バイアスという形で有用性を損なうものとなっており、このことが地理的階層で最も強く表れるのは、結局、最小区画であるブロックになっている。

8.3. 「ありそうもない・ありえない結果」

ブロックを個別使用することが推奨されないことの大きな要因として、「ありそうもない・ありえない結果」Implausible and Impossible Resultsが存在する。

このようなものは2種類ある(US Census Bureau (2024d))。

一つは、センサス局が推奨するように地理区画をまとめていけば不整合が解消されていくものである。例えば、「居住無住宅しか存在しない地理区画に、人口が存在する」ケースがある。これに該当するものは、ブロックのレベルで 392,921 もある（そのレベル全体に占める割合では 6.80%。以下、同）。それでも、地理的階層を上っていくと、ブロックグループで 223 (0.09%)、トラクトで 90 (0.11%)と不整合なものは縮小していき、郡のレベルでは解消する（US Census Bureau (2023a)）。

もう一つは、地理区画をまとめても不整合が解消されないものである。例えば、「同一の地理区画の中で、世帯主人口の数と居住有住宅数が合致しない」ケースがある。これは、人口と住宅数はクエリ（統計の集計行為）として2つの異なる系統であるため⁶⁸、分かれて適用されてきたTDAの出力がかみ合ってくれないためである。

このようなデータに関して利用者に対する便宜を図るために、センサス局は、利用適合性評価のための参考資料 Tools for fitness for use を各種提供している（US Census Bureau (2024d)）。

「ありそうもない・ありえない結果」が生じる理由は、統計に注入されたノイズが及ぼす影響を取り繕うことが現実には難しく、どこかにしわ寄せが残ってしまうからである。TDAの後処理では、総数制約や非負制約の他にも、統計としての属性に関する整合性のための追加制約も条件付けして数値最適化を行っている（第7.1節）。その数値最適化において、センサスにおける人口や住宅数、世帯数に関する関係性（超高次元な属性空間）を制約条件として網羅することは、現実的には極めて困難である。仮に制約条件を網羅できたとしても、計量情報（第7.3.1節）とプライバシー損失予算を管理しながらTDAのチューニングがどこまでできるのかは、難しい問題である⁶⁹。

⁶⁸ 脚注 41 及び脚注 54

⁶⁹ このことは、いわゆる「次元の呪い」（Curse of Dimensionality）に通じるものがあるだろう。

8.4. プライバシー損失予算配分に見るブロックの取り扱い

ここで、プライバシー損失予算の配分がどのようになっているか、特に地理的階層別について見てみよう。

区画改定データ（人口に関するクエリ）のプライバシー損失予算の大きさは、全体では $\rho = 2.56$ であるが、図 11 及び表 7 を振り返ってみると、これが地理的階層に配分されている様子が記されている。これによれば、ブロックのレベルへの配分は 4.0% である一方、ブロックグループのレベルへは 30.6% と分厚くなっていることがわかる。

このことは、ブロックグループのレベルでは、相対的に有用性が保たれ安全性は弱くなっているのに対して、ブロックのレベルでは、安全性を強くする分だけ有用性は損なわれていることを意味している⁷⁰。

TDA の区画改定データでは、すでに見てきたように、「投票権法のためのデータ」として地理的階層の観点からブロックグループのレベルでの正確性（有用性）確保に力点が置かれてチューニングが進められた。一方、ブロックのレベルでは、センサスの地理的な最小区画であるために安全性が重視され、このトレードオフとして有用性は軽いものになってしまっている。

このことが要因となって、下方バイアスや「ありそうもない・ありえない結果」がブロックのレベルで多発するようになったわけである。

（コラム）2020 年センサスに関する外部機関からの報告

差分プライベートなノイズ注入により統計に不整合を生じることに関連して、センサス局は、区画改定データと DHC の 2 つの統計間で整合性を図ることについてその実現可能性やその必要性などについて、外部機関の JASON⁷¹ に対して調査を依頼した。

この依頼に対する JASON からの報告（JASON(2022)）は、2 つの統計を整合的に作成することは可能であるものの、そうすることにより正確性やバイアスの面で影響が出てくることを指摘した。また、クエリが細かすぎるによりプライバシー損失予算が増大することを指摘し、ブロックの属性別集計は最小限のものに留めたり DHC ではブロックの公表を避けたりすることを提言した。

JASON とは別に、全米科学アカデミーは、2020 年センサスに関する評価をとりまとめた最終報告書 US National Academies of Sciences and Medicine Engineering (2023) を 2023 年 10 月に発表した⁷²。

最終報告における評価の観点は、調査対象住所台帳の整備や行政記録情報の活用、回答督促、集合区域人口や人種民族に関する把握など、多くの節からなる包括的な構成となっている。このうち、開示回避システム DAS については、第 11 節「2020 年センサスデータ成果物の新秘密保護手法のインパクト」で扱っており、その評価は厳しいものになっている。秘密保護と正確性のニーズに応えることは小地域の小規模な人口集団に関しては困難であることを認めた上で、公表遅延、疑念の残るデータ品質、確定版仕様のプラ

⁷⁰ 地理的階層に応じたこのようなプライバシー損失予算の配分は、他の DAS でも同様の傾向がある。ただし、S-DHC の場合は逆傾向（なお、S-DHC は、全米と各州に限った集計）（表 8 に示した出典の各資料参照）。

⁷¹ 防衛科学技術に関するコンサルティングサービスを米国政府に対して提供する独立した科学諮問団体。出典 全米科学者連盟 <https://irp.fas.org/agency/dod/jason/index.html>

⁷² センサス局は同年の 6 月には「区画改定データに関する NMF」を、9 月には「Detailed DHC-A」を公表している段階であり、全米科学アカデミーによる最終報告書の時点で 2020 年センサスの公表がすべて終わっていたわけではない。

イバシー損失予算の秘密保護の有効性などについて苦言を呈している。また、小行政区などの行政区画は、どれだけ小さいものであってもノイズ注入のない「生の集計」で公表を行うことを提言している。

2つの報告は、外部機関という独立した立場からの評価や提言であり、もっともな面はある。一方で、センサスを設計、実施、集計を行うセンサス局は、法的要件に沿って統計を作成する連邦政府機関の立場であり、センサス局の意思だけで提言を実行することはできない。仮に実現させようとする場合には、連邦議会や州政府などを含めた利害関係者によるセンサスに求める有用性と安全性に関する合意形成と法的措置が必要である。

9. まとめ

9.1. 地理的階層に応じて有用性と安全性をチューニングした DAS

センサス局は、2010 年センサスに対する再識別攻撃シミュレーションの結果を受け、秘匿措置はそれまでの方法では十分ではなかったとして、2020 年センサスでは差分プライバシーに基づく方法に切り換えることとした。

2020 年センサスの集計のために開発された開示回避システム DAS は、統計に対する差分プライベートなノイズ注入とそれに続く後処理の組み合わせで構成され、これには大きく分けてトップダウンアルゴリズム TDA 及び Safe Suite の 2 種類がある。

このうち TDA に基づいて集計された統計は、地理的階層における内訳と総数が合致するように作られている。例えば、全米とこれを構成する州の総数、州とこれを構成する郡の総数といった整合性が取れている。特に区画改定データでは、投票権法に関わる基礎資料を提供するものとしてプライバシー損失予算のチューニングが入念に行われ、地理区画のレベル（規模）が選挙区の大きさの統計であれば前回 2010 年センサスと同等の有用性（正確性）を実現するものとしている。一方で、地理的に最小区画であるブロックのレベルの統計については、これを個々に扱うと下方バイアスや「ありそうもない・ありえない結果」といったノイズの影響が現れるものになった。そのため、センサス局は、ブロックを「まとめて」利用することを推奨している。

DAS のもう片方の種類、Safe Suite に基づく統計は、TDA よりも統計の整合性が劣るものとなっている。地理的階層での内訳と総数は合致せず（例えば、郡の総計は州に合致するようになっていない）、統計表のセルの一部は非表示のものが存在している（ノイズ注入によって生じる「負の人口」は、後処理として“X”で置き換え）。

センサス局にとって、統計の秘密保護を行いつつ、最小区画のブロックでの詳細な集計（人種民族別に 126 分類）も求められることは、困難な課題である。このような相克に対して、選挙区割りのための有用性はブロックグループに重点を置く一方で最小区画のブロックの安全性も確保するように地理的階層に応じたチューニング（プライバシー損失予算の配分）により解決を図ったものと理解することができる。ただし、その分、多様なデータ利用者に対して制約を課す結果となったことは否めないだろう。

次回、2030 年センサスの DAS はどのようなになるだろうか。

センサス局ウェブサイトの計画タイムライン⁷³（2025 年 1 月 28 日付）によれば、2025 年までに DAS の枠組みと研究計画を策定するとしていた。2025 年 6 月のブログ⁷⁴では、2030 年センサスに向けた開示回避のための DSEP がすでに行った「初期の決定」として

① ブロックレベルの人口総数は差分プライベートなノイズ注入により保護

② 州の人口総数は「生の集計」を公表（ノイズは加えず不変数とする）

を紹介するとともに、今後決定されるべき論点として、不変数とする統計の追加などを検討してことになっていた。

ところが、2026 年 6 月、商務省が省配下にあるセンサス局及び経済分析局を対象に新たに施行した規則「統計成果物のための開示回避」⁷⁵では、開示回避のため取るべき方法と

⁷³ “2030 Disclosure Avoidance System (DAS) Planning Timeline” <https://www.census.gov/library/fact-sheets/2025/dec/2030-census-das-timeline.html>

⁷⁴ “Announcing the 2030 - Census Disclosure Avoidance Research Program June 17, 2025” <https://www.census.gov/newsroom/blogs/research-matters/2025/2030-census-disclosure-avoidance.html>

⁷⁵ Disclosure Avoidance for Statistical Products, Department Administrative Order 216-26,

して、望ましいのは粗視化 coarsening（数字丸めやリコーディングなど）、最終手段として非表示 suppression の使用を規定する一方で、ノイズ注入 noise infusion は使用しないこととされた。

この商務省規則を受けて、センサス局が 2026 年 8 月に公開したブログ⁷⁶では、開示回避に関する 2030 年センサスのための研究を方向転換し、これに沿ったデモデータを 2027 年央に公開し意見公募を行う旨を明らかにした。

もっとも、この商務省規則は、意見公募手続きを経て定められたものではなく、粗視化と非表示のみをもって統計成果物の安全性と有用性の確保ができることを科学的根拠や検証結果をもって示しているわけでもない。この商務省規則により影響をうける統計成果物は、センサスの他にも、少くない人口統計、経済統計がある中、統計に関係する専門家組織や団体からは懸念や撤回を求める声が上がっており⁷⁷、今後の動向について注意が必要である。

9.2. 我が国にとっての示唆

日本の国勢調査は、全数調査という点では米国センサスと共通している。しかし、最小区画での詳細な集計が法的に求められる米国に対して、日本の国勢調査で表章される基本単位区や町・丁字等の集計の粒度は、同様の水準ではない。再識別攻撃脅威が指摘されているわけではなく、秘匿措置としてこれまで取ってきている「結果数値が著しく小さい地域」に限って非表示にする現状の方法に対して、データ利用者からの不満が声高に発せられているものでもない。

そのような中で、これまでの方法を置き換えて差分プライバシーを日本の国勢調査にも導入する必然性はないと言える。仮に導入しようとする、ノイズ注入を全面的に行うことになりかねないが、そのようなことを期待する国勢調査のデータ利用者はいないだろう。

将来的に差分プライバシーを現実的な解決策として検討するのであれば、どのような脅威に対して安全性を確保しながらどれだけの有用性を提供するのか、そのための誤差の在り方などといった課題設定を、公的統計として慎重に行うことが第一に必要となる。その上で、開発・実装段階における技術（人材）と計算機資源の確保、なにより、データ利用者との丁寧な対話と理解の獲得に留意すべきである。

センサス・国勢調査の場合、公職選挙のための区画改定の基礎資料という点では政治的な性格を有する政策にも利用されることから、公的統計の中でも相当の精度と説明責任が求められる。

その一方で、公的統計にはこれ以外にも、科学的方法によってサンプルを抜き出した標本調査に基づく統計や、業務情報を利用して集計、推計を行う業務統計などがある。これらは、標本誤差や把握漏れなどによって生じる実務上の誤差を有しており、そのような誤差の存在も認めた上で、データは利用されている。

<https://www.commerce.gov/opog/disclosure-avoidance-statistical-products>

⁷⁶ “Understanding the New Disclosure Avoidance Policy: What It Means for Data, Confidentiality and You”,

<https://www.census.gov/newsroom/blogs/director/2026/08/understanding-the-new-disclosure-avoidance-policy.html>

⁷⁷ 中立的に事実関係情報を整理したとされる Data Foundation (2026) に、各界からの意見や資料がまとめられている。

このような統計については、ノイズのために生じる誤差の影響が許容されており、その程度に応じて、差分プライバシー導入の余地は考えられる。

例えば、米国センサス局は、2020 年センサスよりも前の段階で差分プライバシーを適用してきた実績として、「On the Map」統計⁷⁸を作成するために用いる合成データの生成や、「大学院修了者雇用結果 Post-Secondary Employment Outcomes」における修了者の所得情報⁷⁹に対する秘密保護といった例がある。

他にも、米国教育省では、連邦政府補助を得て高等教育を受けた学生の成果を大学別に可視化する「カレッジスコアカード College Scorecard」において、卒業生所得情報⁸⁰の秘密保護にも差分プライバシーは使われている。

日本国内では、民間統計による実証実験の例として、「秘匿クロス統計技術」がある。これは、航空と携帯電話という異業種事業者がそれぞれの保有するデータの秘密を守りながら、飛行機の搭乗客の移動状況に関する人口統計情報を作成するものであり、この背景には、差分プライバシーや秘密計算（準同型暗号）などの PETs が活用されている（日本航空株式会社他 (2025)）。

このような形で、差分プライバシーや合成データなどの PETs を用いることで、データ利活用の可能性が広がっていることは一考に値する。統計に対して安全性のためにぼかしが多少入ったとしても、期待されるニーズに応える有用性の実現できるのであれば、図 1 が描いているように統計は価値をこれまで以上に創出することができるだろう。

ここで重要になることは、統計の原情報保有者である個人や企業からの信頼であり、また、データ利用者との対話と理解である。公的統計にとっては、PETs を含めたデータ利活用事例の把握と、研究者との協業を含めた技術開発、社会における信用の醸成が肝要になる。

米国の経験は、差分プライバシー導入の是非や優劣ではなく、有用性と安全性の調整を社会的にどう決定するかという課題を我々に提示している。

謝辞

本稿の執筆は、統計的開示管理や差分プライバシーに関する知見と技術的情報やその機会を筆者にもたらしにくださった方々の存在によって触発されたものである。寺田雅之、伊藤伸介、南和宏、千田浩司、星野伸明、佐井至道、加藤駿典（敬称略）、ここに記されていない方々を含めて、感謝申し上げる。

（令和 8 年 9 月 18 日）

参考文献

Abowd J. M. (2018), “Staring Down the Database Reconstruction Theorem”, Joint Statistical Meetings, Vancouver, BC, Canada

⁷⁸ 自宅と従業地の 2 地点の移動パターンに関する統計（地理区画の粒度はブロックのレ（Machanavajjhala et al. (2008)、伊藤他(2020)）

⁷⁹ 大学院修了者と州政府が管掌する雇用保険の賃金記録を連携させている（Foote et al. (2023)）。

⁸⁰ 大学卒業生と米国財務省 内国歳入庁 の行政税務記録を連携させている（Department of Education (2025)）。

Abowd, J. M., Ashmead, R., Cumings-Menon, R., Garfinkel, S., Heineck, M., Heiss, C., Johns, R., Kifer, D., Leclerc, P., Machanavajjhala, A., Moran, B., Sexton, W., Spence, M., & Zhuravlev, P. (2022), “The 2020 Census Disclosure Avoidance System TopDown Algorithm”, Harvard Data Science Review, (Special Issue 2)

Albert E. F. (2019), “2020 Disclosure Avoidance System Design Requirement – State Resident Population and the Federally Affiliated Count Overseas (FACO)”,
https://www.census.gov/programs-surveys/decennial-census/decade/2020/planning-management/plan/memo-series/2020-memo-2019_12.html

Bowen C. M. and Garfinkel S. (2021), “The Philosophy of Differential Privacy” Notices of the American Mathematical Society, 68, no. 10

Cumings-Menon, R., Ashmead, R., Kifer, D., Leclerc, P., Spence, M., Zhuravlev, P., & Abowd, J. M. (2025), “Disclosure Avoidance for the 2020 Census Demographic and Housing Characteristics File”, Harvard Data Science Review, 7(3).

Data Foundation (2026), “DAO 216-26 Fact Sheet”, <https://datafoundation.org/news/data-policy/886/886-DAO-216-26-Fact-Sheet>

Department of Education (2025), “Technical Documentation: College Scorecard Institution-Level Data”, <https://collegescorecard.ed.gov/data/data-documentation/>

Foote A., Hahn J. K., Tibbets S., and Warren L. (2023), “Post-Secondary Employment Outcomes (PSEO)” (Technical Documentation), https://lehd.ces.census.gov/data/pseo_experimental.html

Hawes M. (2021), “Simulated Reconstruction Abetted Re-identification Attack on the 2010 Census”, <https://www.census.gov/data/academy/webinars/2021/disclosure-avoidance-series/simulated-reconstruction-abetted-re-identification-attack-on-the-2010-census.html>

Hawes M. and Spence M (2023), Using the 2020 Census Redistricting Data (P.L. 94-171) Noisy Measurement File (Technical workshop: Working with Noisy Measurement Files for the Redistricting and DHC Data Products),
<https://www.census.gov/data/academy/webinars/2023/noisy-measurement-files.html>

JASON (2022), “Consistency of Data Products and Formal Privacy Methods for the 2020 Census”,
<https://www.census.gov/programs-surveys/decennial-census/decade/2020/planning-management/plan/planning-docs/2020-census-data-products-privacy-methods.html>

Machanavajjhala A., Kifer D., Abowd J., Gehrke J., Vilhuber L. (2008), “Privacy: Theory meets Practice on the Map”, 2008 IEEE 24th International Conference on Data Engineering, <https://doi.org/10.1109/ICDE.2008.4497436>

McKenna L. (2018), “Disclosure Avoidance Techniques Used for the 1970 through 2010 Decennial Censuses of Population and Housing”, <https://www.census.gov/library/working-papers/2018/adrm/ces-wp-18-47.html>

McKenna L., (2019), “Disclosure Avoidance Techniques Used for the 1960 Through 2010 Census Decennial Censuses of Population and Housing Public Use Microdata Samples”, <https://www.census.gov/library/working-papers/2019/adrm/six-decennial-censuses-da.html>

United Nations (2017), “Principles and Recommendations for Population and Housing Censuses Revision 3”, https://unstats.un.org/unsd/demographic-social/Standards-and-Methods/files/Principles_and_Recommendations/Population-and-Housing-Censuses/

United Nations (2023), “The United Nations Guide on Privacy-Enhancing Technologies for Official Statistics”, <https://unstats.un.org/bigdata/task-teams/privacy/guide/>

United Nations Economic Commission for Europe (2023a), “Data Stewardship and the Role of National Statistical Offices in the New Data Ecosystem”, <https://unece.org/info/publications/pub/387294>

United Nations Economic Commission for Europe (2023b), “Synthetic Data for Official Statistics A Starter Guide” <https://unece.org/statistics/publications/synthetic-data-official-statistics-starter-guide>

US Census Bureau (2021a), “Disclosure Avoidance for the 2020 Census: An Introduction”, <https://www.census.gov/library/publications/2021/decennial/2020-census-disclosure-avoidance-handbook.html>

US Census Bureau (2021b), “Strength in Numbers - A Guide to the 2020 Census Redistricting Data From the U.S. Census Bureau”, <https://www.census.gov/library/publications/2021/decennial/2020-census-strength-in-numbers.html>

US Census Bureau (2021c), “Comparing Differential Privacy With Older Disclosure Avoidance Methods”, <https://www.census.gov/library/fact-sheets/2021/comparing-differential-privacy-with-older-disclosure-avoidance-methods.html>

US Census Bureau (2021d), “区画改定データの基本” <https://www.census.gov/library/fact-sheets/2021/redistricting-data-101/redistricting-data-101-japanese.html>

US Census Bureau (2023a), “Disclosure Avoidance and the 2020 Census Redistricting Data”, <https://www.census.gov/library/publications/2023/decennial/c2020br-02.html>

US Census Bureau (2023b), “Privacy-loss Budget Allocation 2023-04-03”, https://www2.census.gov/programs-surveys/decennial/2020/program-management/data-product-planning/2010-demonstration-data-products/04-Demonstration_Data_Products_Suite/2023-04-03/2023-04-03_Privacy-Loss_Budget_Allocations.pdf

US Census Bureau (2023c), “2020 Census Detailed Demographic and Housing Characteristics File A (Detailed DHC-A)” (Technical Documentation)

US Census Bureau (2024a), “Disclosure Avoidance and the Supplemental Demographic and Housing Characteristics File (S-DHC): How PHSafe Works”, <https://www.census.gov/library/publications/2024/dec/c2020br-12.html>

US Census Bureau (2024b), “2020 Census Detailed Demographic and Housing Characteristics File B (Detailed DHC-B)” (Technical Documentation)

US Census Bureau (2024c), “2020 Supplemental Demographic and Housing Characteristics File (S-DHC)” (Technical Documentation)

US Census Bureau (2024d), “Disclosure Avoidance for the Demographic and Housing Characteristics File (DHC) and Guidance for Data Users”,
<https://www.census.gov/library/publications/2024/dec/c2020br-08.html>

US National Academies of Sciences and Medicine Engineering (2021) “2020 Census Data Products: Data Needs and Privacy Considerations: Proceedings of a Workshop” The National Academies Press,
<https://doi.org/10.17226/25978>

US National Academies of Sciences and Medicine Engineering (2023) “Assessing the 2020 Census: Final Report”, The National Academies Press, <https://doi.org/10.17226/27150>.

US Office of Management and Budget (1997), “Statistical Policy Directive No. 15: Standards for Maintaining, Collecting, and Presenting Federal Data on Race and Ethnicity”

一般社団法人データ社会推進協議会(2025), DSA セミナー「PETs が実現する安心・安全なデータ連携 ～AI 社会における PETs の本格始動に向けて～」開催レポート https://data-society-alliance.org/event-report/2503_pets/

伊藤伸介(2008), 「ミクロアグリゲーションに関する研究動向」 (独立行政法人 統計センター「ミクロアグリゲーションに関する研究動向及び匿名化技法としてのミクロアグリゲーションの有効性に関する研究－全国消費実態調査を例に－」, 製表技術参考資料 10)

伊藤伸介・寺田雅之(2020), 「詳細な地域データにおける秘匿処理の適用可能性について」, 日本統計学会誌 第 50 巻, 第 1 号

伊藤伸介・寺田雅之・赤塚裕人・北井宏昌 (2022), 「海外における公的統計に対する攪乱的 手法の新たな取り組み－アメリカセンサス局による差分プライバシーの適用を中心に」, 統計研究彙報 第 79 号

伊藤伸介・寺田雅之(2023), 「海外における公的統計に関するプライバシー保護の現状－アメリカとイギリスの事例をもとに－」, 統計研究彙報 第 80 号

太田 将彰・北原 昌嗣(2019), 「平成 28 年経済センサス - 活動調査における秘匿処理について」 統計研究彙報 第 76 号

工藤公安(1986), 「統計情報における情報提供(I)」, 成城大學経済研究 第 92 号

小林 庸平(2024), 「アメリカ連邦政府におけるエビデンスに基づく政策形成の実際」, RIETI Policy Discussion Paper Series 24-P-009, 独立行政法人経済産業研究所

佐藤令(2013), 「諸外国における選挙区割りの見直し」, 国立国会図書館 ISSUE BRIEF NUMBER 782

総務省政策統括官（統計基準担当）(2024),「匿名データの作成・提供に関するガイドライン 制定」平成 21 年 2 月 17 日 最終改正 令和 6 年 11 月 21 日

総務省統計局 (2026)「令和 7 年国勢調査 調査結果の利用案内 ユーザーズガイド」

寺田雅之・山口高康・本郷節之(2017),「匿名化個票開示への差分プライバシーの適用」, 情報処理学会論文誌 Vol.58 No.9

寺田雅之(2019),「差分プライバシーとは何か」, システム/制御/情報 Vol. 63, No. 2

寺田雅之(2020),「差分プライバシーの基礎と動向」, 情報処理 Vol.61 No.6.

独立行政法人 統計センター(2021),「統計データの二次的利用に関する研究報告 ～ 一般用マイクロデータの作成手法～」, 製表技術参考資料 39

日本航空株式会社・株式会社ジャルカード・株式会社 NTT ドコモ(2025),「JAL、JAL カード、ドコモ、「秘匿クロス統計技術」を活用し、「関係人口」の創出による地域活性化をめざす実証実験を開始」,

<https://www.docomo.ne.jp/corporate/technology/rd/aggregation/001/>