Techniques d'anonymisation

Benjamin NGUYEN

benjamin.nguyen@insa-cvl.fr

Laboratoire d'Informatique Fondamentale d'Orléans

INSA Centre Val de Loire & Université d'Orléans

GDR Sécurité Informatique / GT Protection de la Vie Privée

Plan

1. Qu'est ce que l'anonymat ?
2. La pseudonymisation
3. Architecture d'anonymisation
4. Technique historique d'anonymisation
5. Evaluation du risque de réidentification
6. Techniques classiques d'anonymisation
7. Méthodes statistiques classiques
8. Confidentialité différentielle (*Differential Privacy*)
9. Quelques travaux de recherche personnels

Qu’est ce que l’anonymat ?

Une réponse juridique : GDPR et données anonymes

Considérant 26

Il y a lieu d'appliquer les principes relatifs à la protection des données à toute information concernant une personne physique identifiée ou identifiable. Les données à caractère personnel qui ont fait l'objet d'une pseudonymisation et qui pourraient être attribuées à une personne physique par le recours à des informations supplémentaires devraient être considérées comme des informations concernant une personne physique identifiable. Pour déterminer si une personne physique est identifiable, il convient de prendre en considération l'ensemble des moyens raisonnablement susceptibles d'être utilisés par le responsable du traitement ou par toute autre personne pour identifier la personne physique directement ou indirectement, tels que le ciblage. Pour établir si des moyens sont raisonnablement susceptibles d'être utilisés pour identifier une personne physique, il convient de prendre en considération l'ensemble des facteurs objectifs, tels que le coût de l'identification et le temps nécessaire à celle-ci, en tenant compte des technologies disponibles au moment du traitement et de l'évolution de celles-ci. Il n'y a dès lors pas lieu d'appliquer les principes relatifs à la protection des données aux informations anonymes, à savoir les informations ne concernant pas une personne physique identifiée ou identifiable, ni aux données à caractère personnel rendues anonymes de telle manière que la personne concernée ne soit pas ou plus identifiable. Le présent règlement ne s'applique, par conséquent, pas au traitement de telles informations anonymes, y compris à des fins statistiques ou de recherche.

GDPR, données, et personne physique identifiable *i.e. pas anonyme*

Considérant 26

Il y a lieu d'appliquer les principes relatifs à la protection des données à toute information concernant une personne physique identifiée ou identifiable. Les données à caractère personnel qui ont fait l'objet d'une pseudonymisation et qui pourraient être attribuées à une personne physique par le recours à des informations supplémentaires devraient être considérées comme des informations concernant une personne physique identifiable. (…)

1. Conditions d'application du règlement
2. Pseudonymisation

GDPR et Réidentification

Considérant 26

(…) *Pour déterminer si une personne physique est identifiable, il convient de prendre en considération* ***l'ensemble des moyens raisonnablement susceptibles d'être utilisés*** *par le responsable du traitement ou par toute autre personne pour identifier la personne physique directement ou indirectement, tels que le ciblage. Pour établir si des moyens sont raisonnablement susceptibles d'être utilisés pour identifier une personne physique, il convient de prendre en considération* ***l'ensemble des facteurs objectifs, tels que le coût de l'identification et le temps nécessaire à celle-ci, en tenant compte des technologies disponibles*** *au moment du traitement et de l'évolution de celles-ci.* (…)

1. Définition de “l’identifiabilité”
2. Précision de la portée des techniques de réidentification : obligation de moyens

/!\ Moins contraignant que l’ancienne loi “informatique et libertés” (1978)

GDPR et données anonymes

Considérant 26

(…) *Il n'y a dès lors pas lieu d'appliquer les principes relatifs à la protection des données aux informations anonymes, à savoir les informations ne concernant pas une personne physique identifiée ou identifiable, ni aux données à caractère personnel rendues anonymes de telle manière que la personne concernée ne soit pas ou plus identifiable. Le présent règlement ne s'applique, par conséquent, pas au traitement de telles informations anonymes, y compris à des fins statistiques ou de recherche.*

1. Droits de traitement des données anonymes : Le RGPD s'applique à des données personnelles. Par définition les données anonymes ne sont pas personnelles.

Note : l'anonymisation est un traitement, il doit donc être précisé dans les finalités du traitement lors de la collecte de données, et le consentement reçu.

Loi "Informatique et Libertés", art. 11-3

(la CNIL) donne un avis sur la conformité aux dispositions de la présente loi des projets de règles professionnelles et des produits et procédures tendant à la protection des personnes à l'égard du traitement de données à caractère personnel, ***ou à l'anonymisation de ces données****, qui lui sont soumis;*

Legitimité d'un processus d'anonymization : Avis du WP29 (2014)

Accordingly, the Working Party considers that anonymisation as an instance of further processing of personal data can be considered to be compatible with the original purposes of the processing but only on condition the anonymisation process is such as to reliably produce anonymised information in the sense described in this paper.

Note : Le groupe de travail dit "WP article 29" est un groupe de travail européen regroupant l'ensemble des CNILs européennes

Pourquoi anonymiser ?

- **Juridique :** Problématique de la gestion de données personnelles (cf. RGPD)

Des données anonymes ne tombent pas sous le coup du RGPD, le processus d'anonymisation, si

- **Vie privée / éthique :** Aucune raison de conserver des informations (identifiantes) si cette information n'est pas nécessaire
- **Sécurité :** Minimiser le risque lors de la conservation ou du traitement de données
- **Collaborer :** Fournir de véritables données exploitées par d'autres (e.g. modèles d'IA)

Ce qui est demandé par la loi

Intérêt de l'utilisateur

/!\ Ethique et qualité des données ? (cf HDH)
Proportionnalité ?

Intérêt du fournisseur de service

La Pseudonymisation

Ce que l'anonymisation n'est pas

La *pseudonymisation* : Ce que l'anonymisation n'est pas

SSN	Activity	Age	Diag
123	"M2 Stud."	22	Flu
456	"M1 Stud."	25	HIV
789	"L3 Stud."	20	Flu

Raw data

Pseudo	Activity	Age	Diag
ABC	"M2 Stud."	22	Flu
MNO	"M1 Stud"	25	HIV
XYZ	"L3 Stud."	20	Flu

Pseudonymized Data

Individus

Editeur
(confiance)

Parties tierces
(pas de confiance)

Attaque sur la pseudonymisation

Sweeney 2002, *k*-anonymity: a model for protecting privacy (IJUFK-BS)

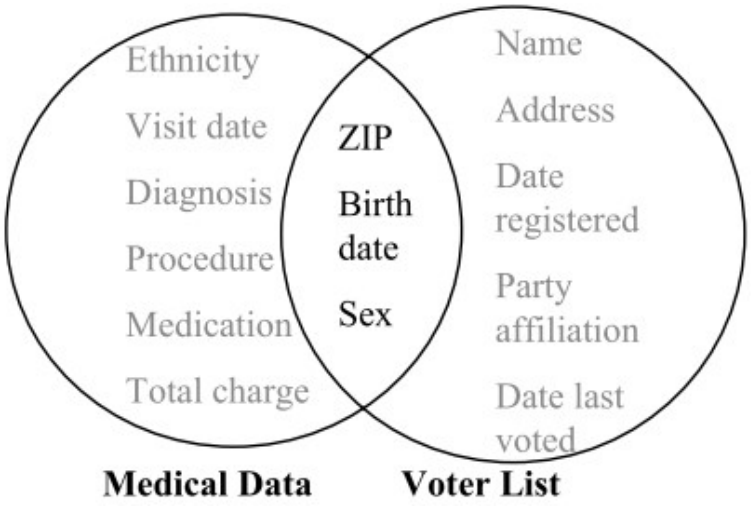
Sweeney a montré l'existence de quasi identifiants:

1- Des données médicales ont été "anonymisées" puis publiées

2- Une liste d'électeurs était disponible publiquement

→L'identification des enregistrements du gouverneur Weld a été possible en faisant une jointure entre ces deux datasets sur les *quasi-identifiants.*

Recensement US de 1990: « 87% of the population in the US had **characteristics that likely made them unique** based only on {5-digit Zip, gender, date of birth} »



Limites de la pseudonymisation

La pseudonymisation rend vulnérables les enregistrements dans lesquels une partie de la donnée permet de réidentifier l'individu concerné.

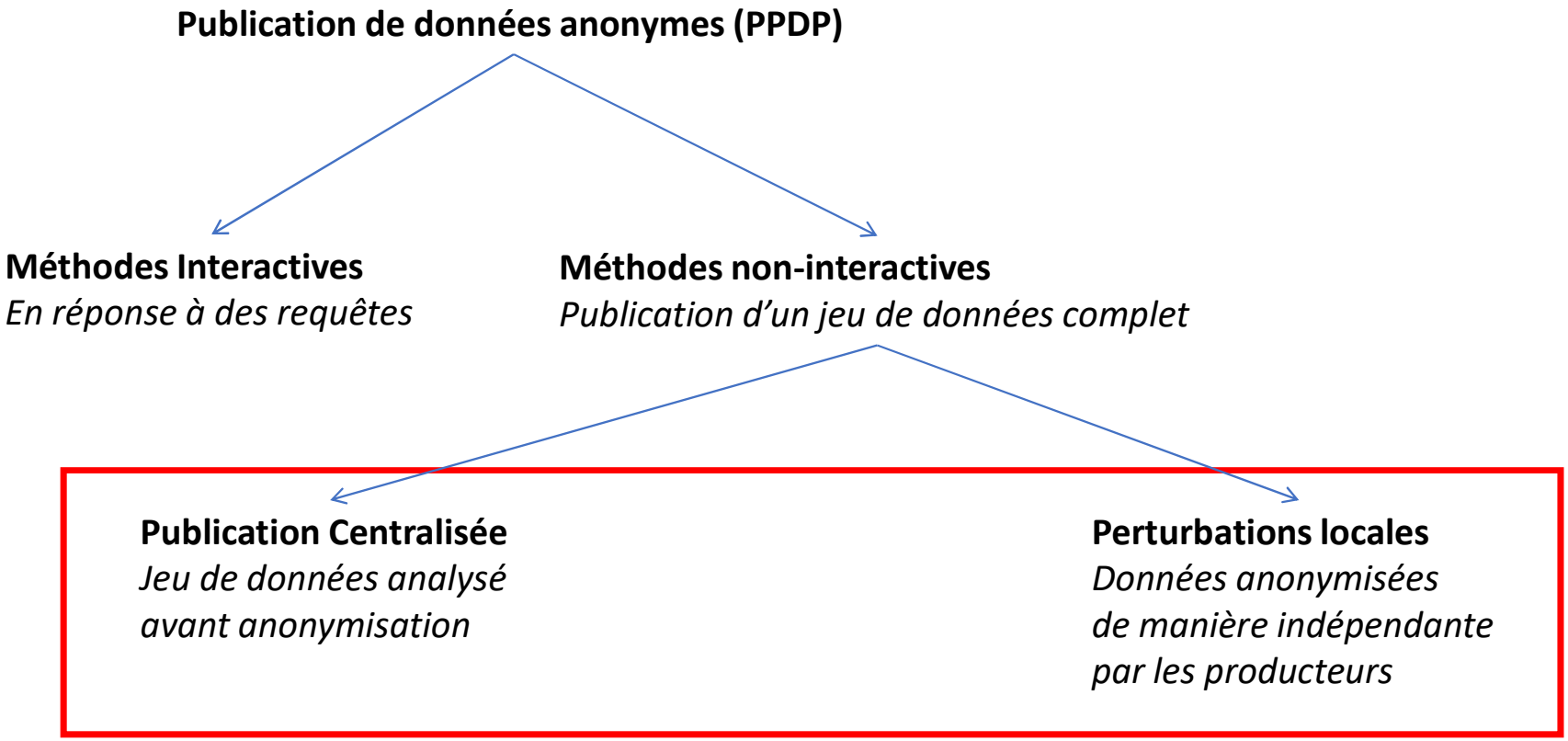
Faut-il pseudonymiser ?

- Oui, mais ça ne suffit pas !
- L'UE recommande néanmoins de pseudonymiser comme mesure préventive complémentaire à l'anonymisation.

Architecture d’anonymisation

Comment anonymiser ?

Classification des approches



Architecture classique d'anonymisation en *publication centralisée*

Contexte

Des données personnelles, sensibles, issus de mesures, de capteurs, de questionnaires, etc

Objectif

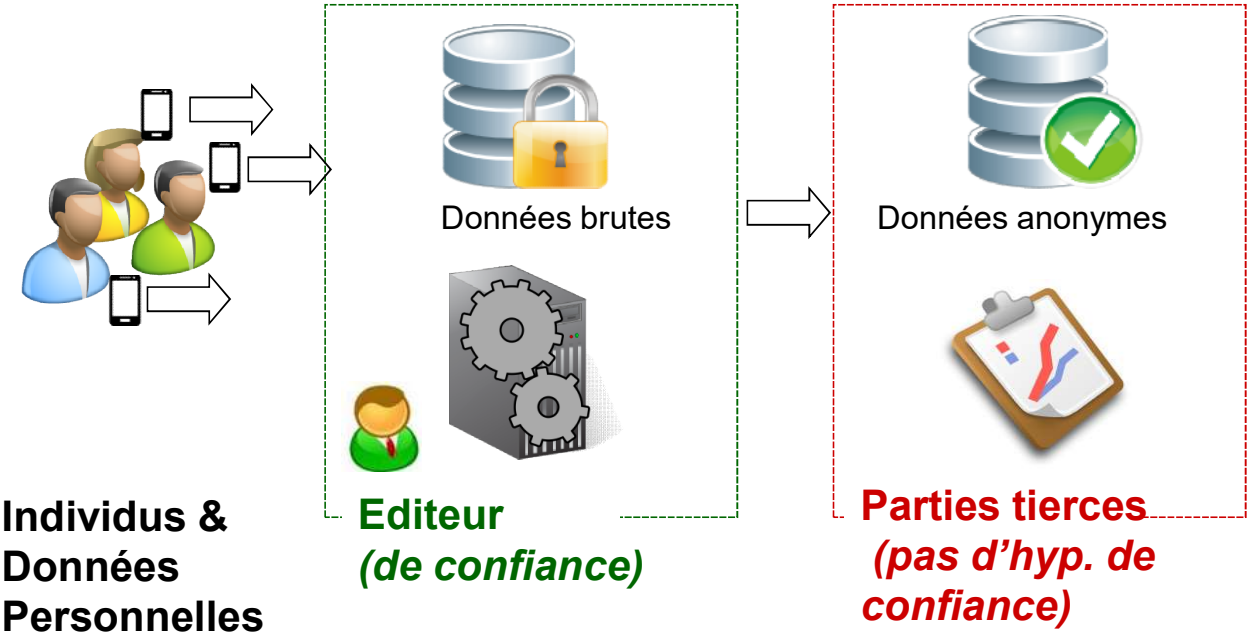
Poser des requêtes (agrégats, corrélations,…)

Contraintes

–Impossibilité d'utiliser un système spécifique interactif pour répondre aux requêtes

–Diffuser une fois le jeu de données, mais de telle sorte qu'il soit « inoffensif »

–Choisir un mécanisme d'anonymisation



http://ec.europa.eu/justice/article-29/documentation/opinion-recommendation/files/2014/wp216_en.pdf

Architecture classique d'anonymisation en *perturbation locale*

Contexte

Des données personnelles, sensibles, issus de mesures, de capteurs, de questionnaires, etc

Objectif

Poser des requêtes (agrégats, corrélations,…)

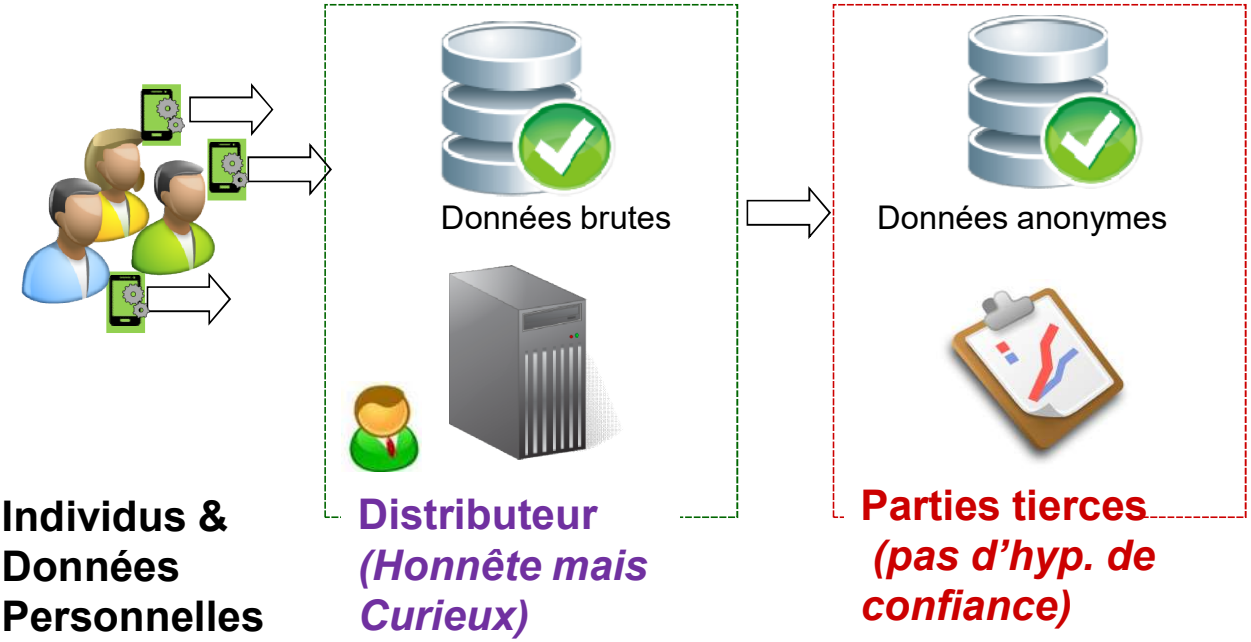
Contraintes

–Impossibilité d'utiliser un système spécifique interactif pour répondre aux requêtes

–Diffuser une fois le jeu de données, mais de telle sorte qu'il soit « inoffensif »

–Choisir un mécanisme d'anonymisation

–***S'assurer qu'il peut fonctionner en mode « perturbation locale »***



Composants d'un processus d'anonymisation

- **Une définition et métrique de la "privacy" qui répondent à la question :**
  Quelle protection proposer (et comment la mesurer) ?

- **Une définition et métrique d'utilité qui répondent à la question :**
  Comment mesurer la perte d'utilité dans le processus utilisant des données anonymes au lieu des données exactes ?

- **Une algorithme d'anonymisation qui répond à la question :**
  Comment protéger les données tout en maximisant l'utilité des données ?

- **Un processus d'anonymisation :**
  Qui permet de mettre en œuvre l'algorithme de manière sûre et sécurisée.

Technique historique d'anonymisation

Une première définition de données anonymes

Attaque sur la pseudonymisation

Sweeney 2002, *k*-anonymity: a model for protecting privacy (IJUFK-BS)

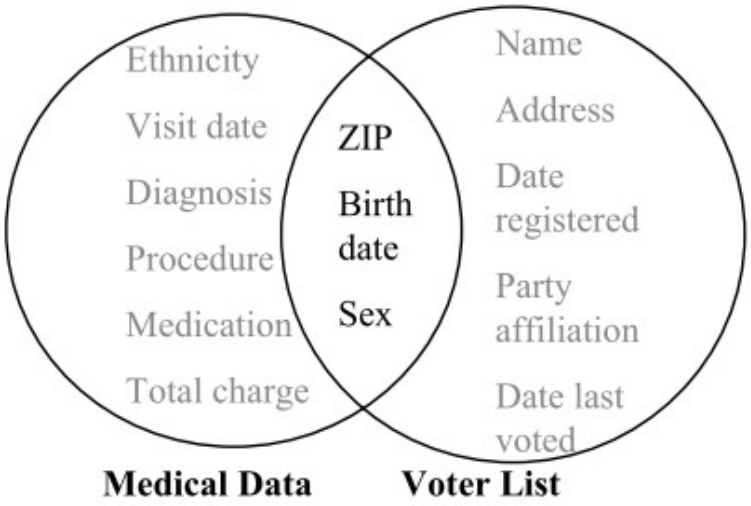
Sweeney a montré l'existence de quasi identifiants:

1- Des données médicales ont été "anonymisées" puis publiées

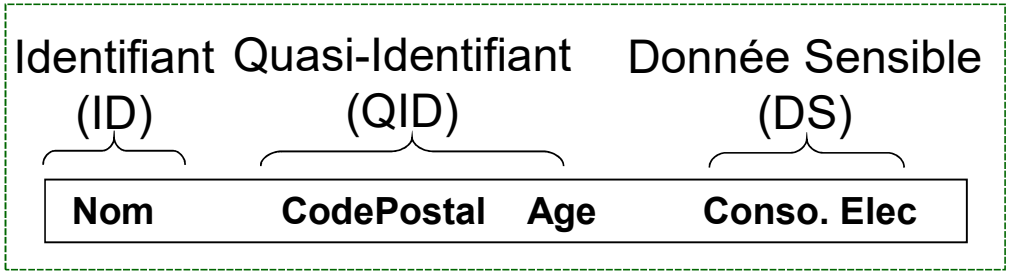
2- Une liste d'électeurs était disponible publiquement

→L'identification des enregistrements du gouverneur Weld a été possible en faisant une jointure entre ces deux datasets sur les *quasi-identifiants.*

Recensement US de 1990: « 87% of the population in the US had **characteristics that likely made them unique** based only on {5-digit Zip, gender, date of birth} »



La naissance du *k*-anonymat

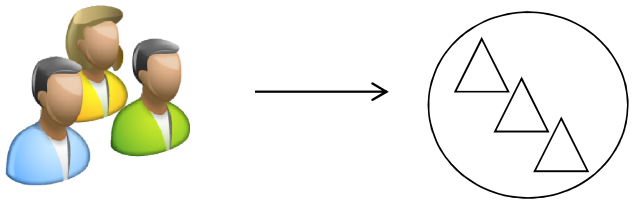


Pour chaque nuplet:

–Les identifiants doivent être retirés

–Le lien entre quasi-identifiant et données sensible doit être *obfusqué* mais doit rester globalement correct

–Cette obfuscation est atteinte en permettant à chaque nuplet de correspondre à *k* DS différentes



Les garanties du *k*-anonymat

→ Probabilité de « Record linkage » = 1/k

(retrouver exactement quel n-uplet est lié à une valeur sensible de la base)

k-anonymat par Bucketization [Xiao, Tao]

- **Idée :** construire des groupes de *k* nuplets

Nom	CP	Age	C.E.
Sue	18000	22	50
Pat	69000	27	70
Bob	18500	21	90
Bill	18510	20	60
Dan	69100	26	70
Sam	69300	28	75

Données brutes

k-anonymat par Bucketization [Xiao, Tao]

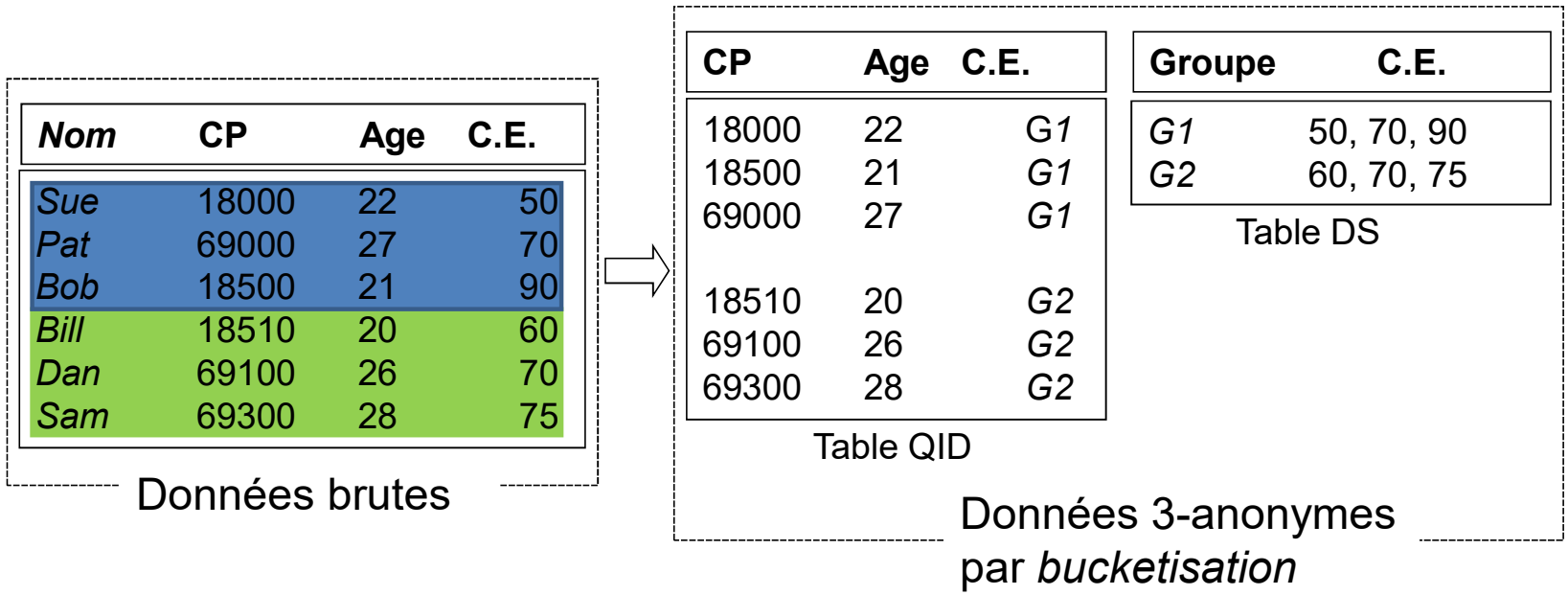
- **Idée :** construire des groupes de *k* nuplets

Nom	CP	Age	C.E.
Sue	18000	22	50
Pat	69000	27	70
Bob	18500	21	90
Bill	18510	20	60
Dan	69100	26	70
Sam	69300	28	75

Données brutes

k-anonymat par Bucketization [Xiao, Tao]

- **Idée :** construire des groupes de *k* nuplets puis diviser ces informations en deux tables QID et DS.



k-anonymat par Bucketization [Xiao, Tao]

- **Avantage :** facile à mettre en œuvre et à implémenter
- **Désavantage :** l'utilité des données n'est pas claire

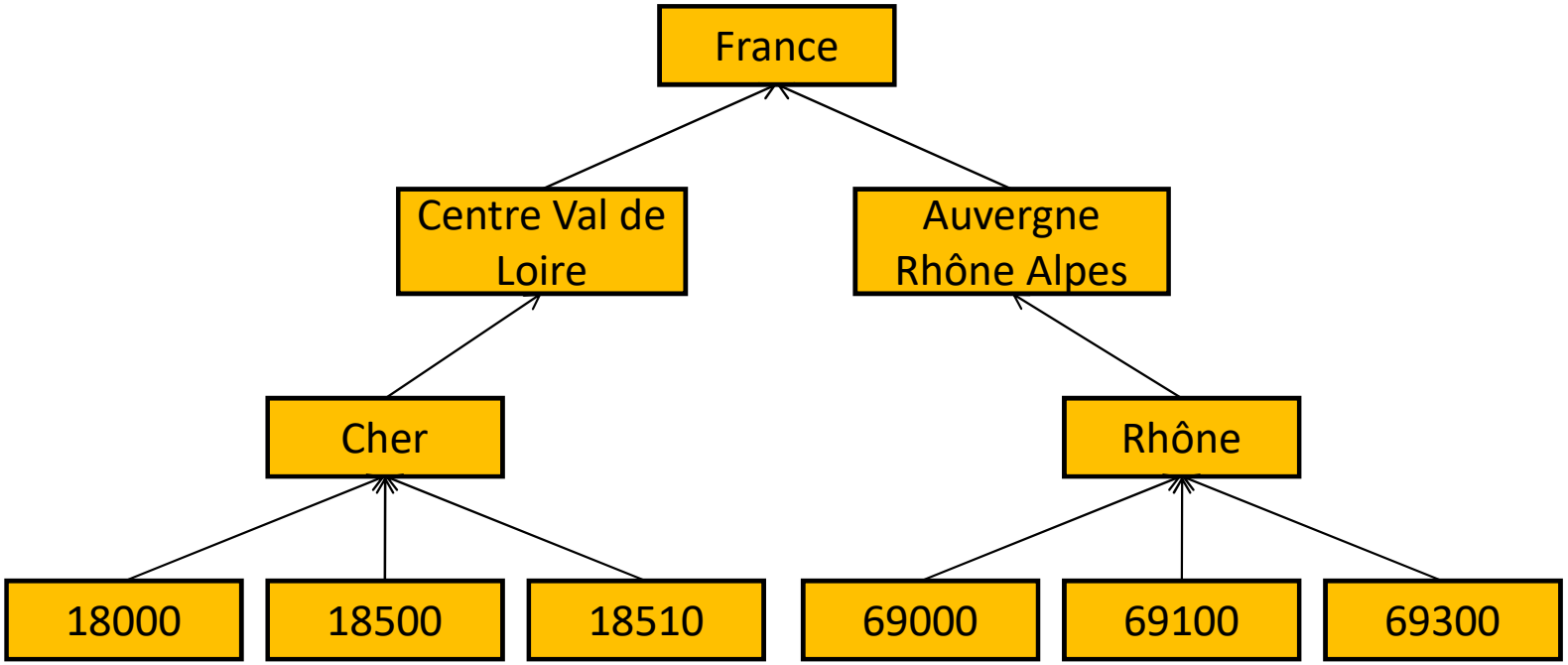
Ne pourrait-on pas *mieux* regrouper les données ?

k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Idée :

1.se doter pour chaque attribut du QID d'un arbre de généralisation



k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Idée :

1. se doter pour chaque attribut du QID d'un arbre de généralisation
2. Généraliser la valeur de certains attributs jusqu'à ce que tous les nuplets soient identiques à au moins *k-1* autres

Nom	CP	Age	Conso Elec
Sue	18000	22	50
Pat	69000	27	70
Bob	18500	21	90
Bill	18510	20	60
Dan	69100	26	70
Sam	69300	28	75

Données brutes

k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Idée :

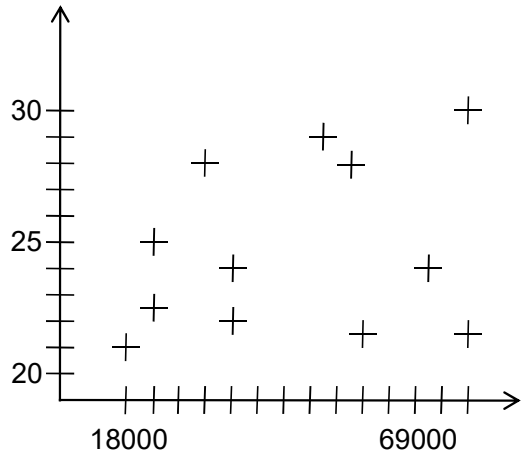
1. se doter pour chaque attribut du QID d'un arbre de généralisation
2. Généraliser la valeur de certains attributs jusqu'à ce que tous les nuplets soient identiques à au moins *k-1* autres

CP	Age	Conso Elec
Cher	[20-24]	50
Rhône	[25-29]	70
Cher	[20-24]	90
Cher	[20-24]	60
Rhône	[25-29]	70
Rhône	[25-29]	75

Données 3-anonymes

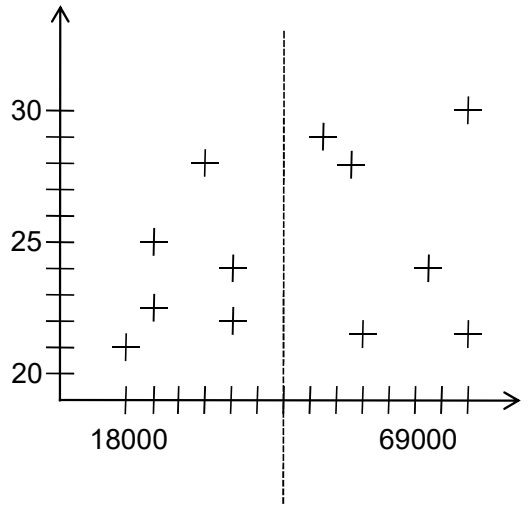
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



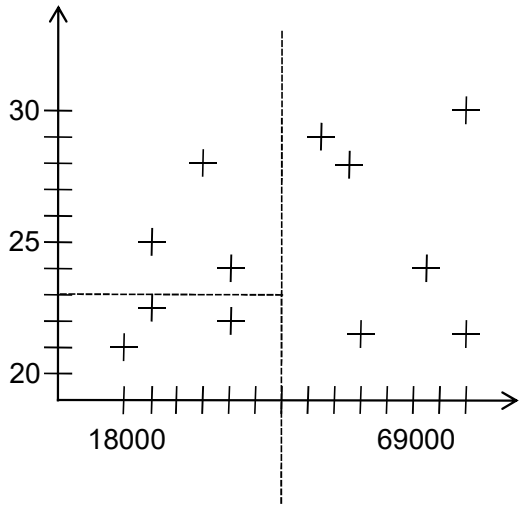
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



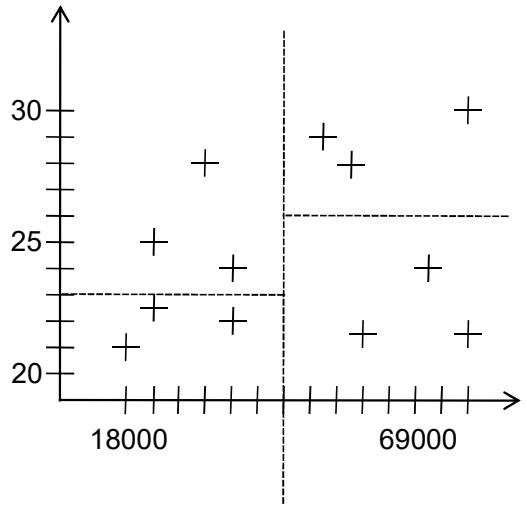
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



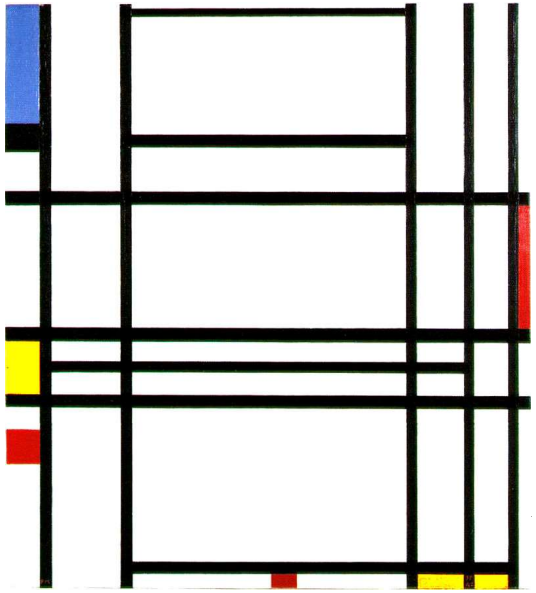
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



Composition nr 10
Piet Mondrian

k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Cette technique permet de poser des requêtes SQL de type agrégat.

SELECT CP, AVG(Conso)

FROM T

GROUP BY CP

k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Cette technique permet de poser des requêtes SQL de type agrégat.

SELECT CP, AVG(Conso)

FROM T

GROUP BY CP

CP	C.E.
18000	50
69000	70
18500	90
18510	60
69100	70
69300	75

Données brutes

k-anonymat par généralisation

[Sweeney]

Cette technique permet de poser des requêtes SQL de type agrégat.

```
SELECT CP, AVG(Conso)
FROM T
GROUP BY CP
```

CP	C.E.
Cher	66.67
Rhône	71.67

Données anonymisées

Compromis “confidentialité” / utilité

/!\ Comment mesurer l’utilité ? /!\

Mise en application du *k-anonymat* avec ARX

Petite démo si vous le souhaitez

ARX Data Anonymisation Tool

- Disponible en opensource et gratuit sur : https://arx.deidentifier.org/anonymization-tool/
- Projet porté par l'Université Technique de München

ARX

Data Anonymization Tool

ARX is a comprehensive open source software for anonymizing sensitive personal data. It supports a wide variety of (1) privacy and risk models, (2) methods for transforming data and (3) methods for analyzing the usefulness of output data.

The software has been used in a variety of contexts, including commercial big data analytics platforms, research projects, clinical trial data sharing and for training purposes.

ARX is able to handle large datasets on commodity hardware and it features an intuitive cross-platform graphical user interface. You can find further information here, or directly proceed to our downloads section.

Evaluation du risque de réidentification

Attaque par le biais des QID

Que connait l'adversaire ?

- Métriques pour évaluer l'impact d'un attribut sur l'identification : Prosecutor Risk / Journalist Risk / Marketeer Risk : https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2528029/

- Unicité de la population

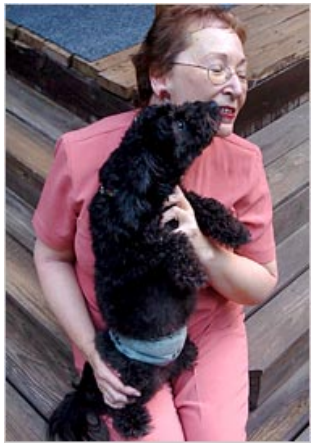
Métriques d'évaluation du risque de réidentification

- D'après : Khaled El Emam, et Fida Kamal Dankar, *Protecting Privacy Using k-Anonymity*, in J Am Med Inform Assoc. 2008 Sep-Oct; 15(5): 627–637
- *Prosecutor risk :*
- *Re-identify a specific individual (known as the prosecutor re-identification scenario). The intruder (e.g., a prosecutor) would know that a particular individual (e.g., a defendant) exists in an anonymized database and wishes to find out which record belongs to that individual.*

Former Governer
Bill Weld
Of Massachussetts

Métriques d'évaluation du risque de réidentification

- D'après : Khaled El Emam, et Fida Kamal Dankar, *Protecting Privacy Using k-Anonymity*, in J Am Med Inform Assoc. 2008 Sep-Oct; 15(5): 627–637
- *Journalist risk :*
- *Re-identify an arbitrary individual (known as the journalist re-identification scenario). The intruder does not care which individual is being re-identified, but is only interested in being able to claim that it can be done. In this case the intruder wishes to re-identify a single individual to discredit the organization disclosing the data.*



Thelma Arnold
Aka user #4417749
AoL Search

Métriques d'évaluation du risque de réidentification

- D'après : Khaled El Emam, et Fida Kamal Dankar, *A Method for Evaluating Marketer Re-identification Risk* , in PAIS'10 (voir : https://www.researchgate.net/profile/Fida_Dankar/publication/220774036_A_method_for_evaluating_marketer_re-identification_risk/links/55e6827b08aec74dbe74ea64.pdf
- *Marketeer risk :*
- *An intruder wishes to re-identify as many records as possible in the disclosed database. We assume that the intruder lacks any additional information apart from the matching quasi-identifiers.*

Modele

- Base de données privée : U avec |U|=n
- Base de données connue de l'attaquant : D et |D|=N
- X l'ensemble de toutes les classes d'équivalence possibles
- Z = $\{z_i\}$ une classe d'équivalence
- J le nombre de classes d'équivalences total possible, ~J le nombre de vraies classes d'équivalence
- f_j le nombre d'enregistrements de la classe d'équivalence j dans U
- F_j le nombre d'enregistrements de la classe d'équivalence j dans D

Calcul du risque

Theorem 1. The expected proportion of U records that can be disclosed in a random mapping from U to D is.

$$\lambda = \sum_{j=1}^{\tilde{j}} \frac{f_j / F_j}{n} \qquad \text{.....(1)}$$

Note that if $n = N$ then $\lambda = \frac{\tilde{j}}{N}$.

Calcul du risque

$$R_p = 1 \Big/ \min_j (f_j)$$

$$R_J = 1 \Big/ \min_j (F_j)$$

Mise en application de la qualité de l'anonymisation avec ARX

Techniques classiques d'anonymisation

Des multiples modèles d'anonymat : L-diversité, T-closeness, PRAM, Echantillonnage, Differential Privacy …

Principal problème du *k*-anonymat

Et si les valeurs sensibles sont toutes les mêmes ?

Nom	**CP**	**Age**	**C.E.**
Sue	18000	22	50
Pat	69000	27	70
Bob	18500	21	90
Bill	18510	20	60
Dan	69100	26	70
Sam	69300	28	70

Données brutes

CP	**Age**	**C.E.**
Cher	[20-24]	50
Rhône	[25-29]	70
Cher	[20-24]	90
Cher	[20-24]	60
Rhône	[25-29]	70
Rhône	[25-29]	70

Données anonymes

→ La consommation électrique d'un habitant du Rhône est 70kWh / mois !

L-diversité

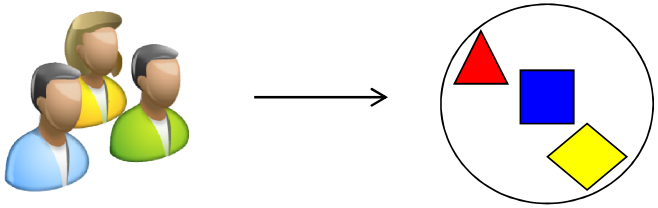
[Machanavajjhala *et al. 06*]

Nom	CP	Age	C.E.
Sue	18000	22	50
Pat	69000	27	70
Bob	18500	21	90
Bill	18510	20	60
Dan	69100	26	70
Sam	69300	28	70

Données brutes

CP	Age	C.E.
France	[20-29]	50
France	[20-29]	70
France	[20-29]	90
France	[20-29]	60
France	[20-29]	70
France	[20-29]	70

Données anonymes et diverses



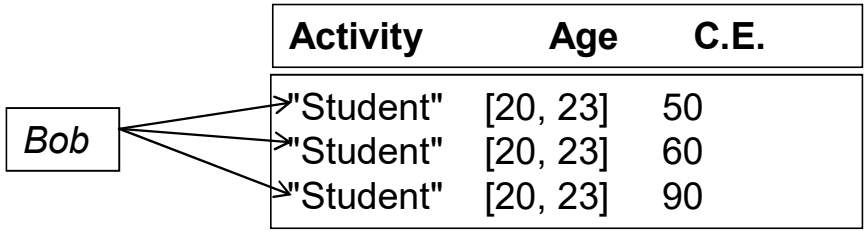
Obtenu en plaçant des contraintes sur les classes d'équivalence.

Les garanties de la *l*-diversity

- Un individu dont le QID appartient à une classe et qui a participé à la release peut être associé à n'importe laquelle des L valeurs sensibles avec une probabilité donnée

–Par exemple, Bob peut être associé à n'importe laquelle des valeurs {Flu, HIV, Cancer} avec ici une probabilité identique

- → probabilité d'Attribute linkage = 1/L



Intuition

- Il faut s'assurer que chaque groupe *k*-anonyme est également assez « divers » (varié)
  - Chaque classe doit être associée à au moins L valeurs sensibles "bien représentées"
  - "bien représentée" a une définition variable
- **Conséquences :**
  - perte de précision ☹
  - gain d'anonymat ☺

t-closeness ou comment aller trop loin ?

- Intuition: Dans chaque classe, la distribution des données sensibles doit être proche de la distribution générale, avec au plus une variation d'un facteur *t*
- → La connaissance a posteriori de l'adversaire est la même que sa connaissance a priori (qui contient la connaissance globale de la distribution)
- Example:

CP	Age	C.E.
Cher	[20-24]	40
Cher	[20-24]	70
Cher	[20-24]	70
Rhône	[25-29]	40
Rhône	[25-29]	70
Rhône	[25-29]	70

Données anonymes

δ-disclosure

- Une “amélioration” de la t-closeness
- Objectif : quantifier le gain d’information d’un attaquant qui observe les classes d’équivalence, et qui connait aussi la distribution des valeurs sensibles
- Soit une valeur sensible v_i avec une fréquence p_i dans le dataset original, et une fréquence $q_{i,j}$ dans une classe d’équivalence Ec_j
- La classe d’équivalence Ec_j est dite δ-disclosure-private ssi : pour tout v_i, $|\log(q_{i,j}/p_i)| < \delta$
- Définition multiplicative. Permet le résultat suivant sur l’entropie :

$$\text{Gain}(\mathcal{S}, \mathcal{Q}) = H(\mathcal{S}) - H(\mathcal{S}|\mathcal{Q})$$

LEMMA 1. *If T satisfies δ-disclosure privacy, then $Gain(\mathcal{S}, \mathcal{Q}) < \delta$. Let $\alpha_s = p(T, s)$ and let $\beta_{t,s} = p(\langle t \rangle, s)$. Note that $\alpha_s = \sum_{t \in \mathcal{E}_\mathcal{Q}} \frac{|\langle t \rangle|}{|T|} \beta_{t,s}$.*

T = table
S = attribut sensible
Q = quasi identifiant

δ-disclosure

- Limites :

–Surtout des résultats négatifs : pose la question de l'utilité de l'anonymisation

–Pas d'algorithme proposé exploitant cette métrique

–N'est défini que si toutes les valeurs sensibles sont bien présentes dans chaque EC

–Si p_i est grand et même pour un δ petit, il n'y a pas de borne maximale réelle sur q_i : on peut choisir $p_i = 0.5$ et $q_i=1$ et $\delta = 0.5$ on a bien $\log (1/0.5) = \log(2) = 0.3$

- La β-presence cherche à régler ces problèmes, etc…

Mise en application de la *L-diversité* avec ARX

Méthodes statistiques

Quelques techniques compatibles avec la méthode de perturbation locale

Méthode de réponse aléatoire
Compatible « Local Differential Privacy »

Cadre : réponse Oui/Non

- Donner une probabilité *p* de dire la vérité à chaque individu et de mentir avec une probabilité *(1-p)*
- *En général : p=0.5 + ε_{RR}*
- Estimateur:
  - Soir π proportion de la population pour laquelle la vraie réponse est « Oui »
  - La proportion attention de « Oui » est :
    $P(Oui) = (\pi * p) + (1 - \pi)*(1 - p)$
    → $\pi = [P(Oui) - (1 - p)] / (2p - 1)$
  - Si m/n individus ont répondu « oui », π_{est} estime π vaut :
    $\pi_{est} = [m/n - (1 - p)] / (2p - 1)$

Post-Randomization Matrix (PRAM)

Peut être vu comme de la local differential privacy

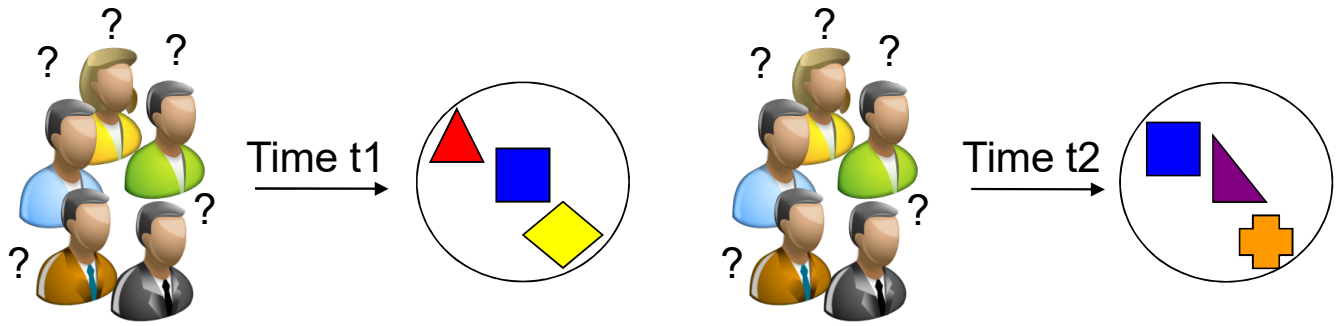
- Utilisée dans le logiciel Mu-Argus (Eurostat)

- On définit une matrice de probabilité de transition d'une valeur vers une autre, puis on applique ces probas.

	Grippe	Covid19
Grippe	0.75	0.25
Covid19	0.1	0.9

Méthode d'échantillonnage

- Donner une probabilité de participation $P_{participation}$ à chaque individu et dans chaque version.
  - Avantages :
    - On ne peut pas être sûr de savoir qui a participé dans la version → sécurité ?
  - Inconvenients :
    - Difficulté de faire des études transvesales
    - Une donnée publiée est forcément vraie → risque de réidentification



Differential Privacy

Garanties formelles

Differential privacy

Dwork 2006, *Differential Privacy* (ICALP)

- Le problème principal du *k*-anonymat est que la sécurité depend des connaissances de l'attaquant.
- Un *framework* a été proposé en 2006 par Dwork. Il permet de quantifier le risque de participation dans une base de données par rapport à un algorithme d'anonymisation

On dit qu'un algorithme (aléatoire) satisfait la contrainte (ε,δ)-differential privacy si :

-Pour toute paire de bases de données D_1 et D_2 (dites adjacentes) qui ne diffèrent que par la présence ou non d'un individu

-Pour tout résultat Ω de l'algorithme,

Il existe ε tel que :

$$Pr[A(D_1) = \Omega] \leq e^{\varepsilon} Pr[A(D_2)=\Omega]+\delta$$

Mécanisme de Laplace

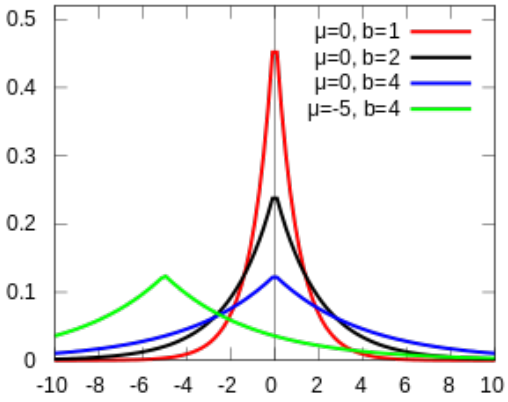
Dwork a définit le "*mécanisme de Laplace*" qui dit que si on bruite une fonction avec une valeur tirée d'une distribution de Laplace, centrée sur 0 et d'échelle $\Delta f/\varepsilon$ alors ce mécanisme respecte la contrainte de differential privacy

Definition 4 (ℓ_1-sensitivity). *The ℓ_1-sensitivity of a function $f : \mathbb{N}^{|\chi|} \rightarrow \mathbb{R}^k$ is :*

$$\Delta f = \max_{\substack{x,y \in \mathbb{N}^{|\chi|} \\ ||x-y||_1 = 1}} ||f(x) - f(y)||_1$$

Definition 7 (Laplace Distribution). *The Laplace Distribution with scale b is the distribution with probability density function*

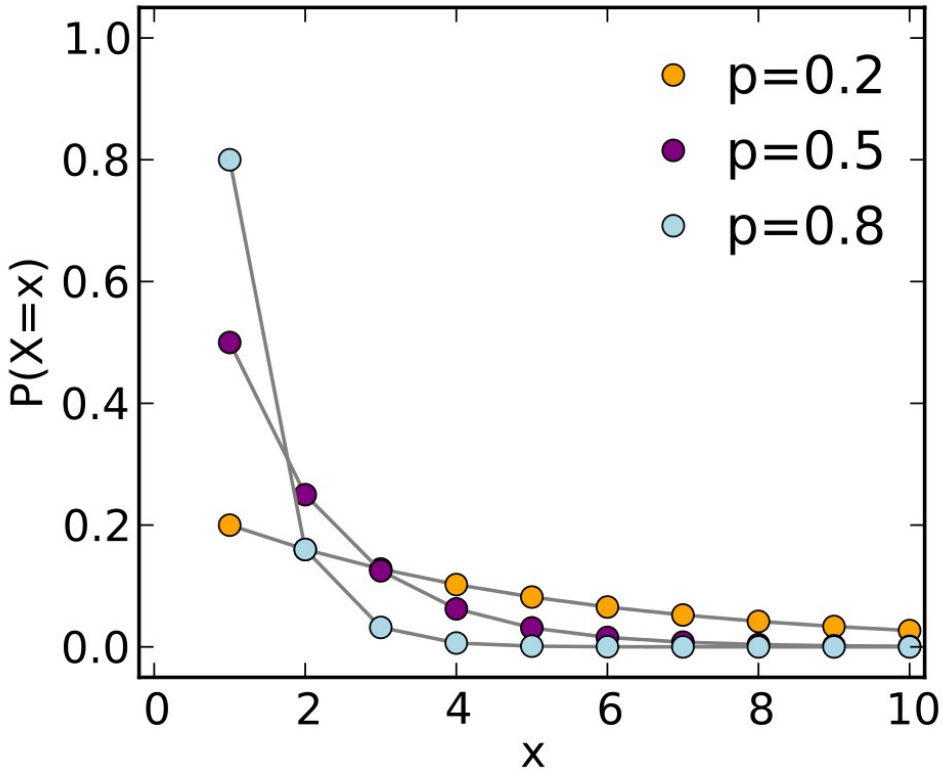
$$Lap(x|b) = \frac{1}{2b} \exp(-\frac{|x|}{b})$$



Mécanisme géometrique

Ghosh *et al.* ont proposé un mécanisme adapté aux entiers : le mécanisme “géométrique”. L’approche est similaire au Laplacien mais en utilisant la fonction géométrique (symmétrique, centrée en 0)

Cette fonction peut être utilisée y compris avec des bornes (fonction dite “tronquée”)



Mécanisme d'Exponentiation

Ce mécanisme classe tous les outputs potentiels $r \in R$ pour un jeu de données initial D selon une fonction de score (ie à valeurs réelles).

Puis elle choisit aléatoirement l'un de ces outputs selon une distribution qui donne une plus grande probabilité aux outputs ayant le meilleur score.

Definition 3 (Exponential mechanism [44]). For any function $s : (\mathcal{D}_m \times \mathcal{R}) \to \mathbb{R}$, the *exponential mechanism* $\mathcal{E}_s^\epsilon(D, \mathcal{R})$ chooses and outputs an element $r \in \mathcal{R}$ with probability proportional to $\exp\left(\frac{s(D,r)\epsilon}{2\Delta s}\right)$, where the *sensitivity* Δs of the function s is defined as

$$\Delta s := \max_{r \in \mathcal{R}} \max_{D_1, D_2 \in \mathcal{D}_m : |D_1 \oplus D_2| = 1} |s(D_1, r) - s(D_2, r)|.$$

It can be seen that it is important to use score functions which assign higher scores to outputs with higher quality while having a low sensitivity. The privacy guarantees provided are as follows:

Theorem 2. *For any function $s : (\mathcal{D}_m \times \mathcal{R}) \to \mathbb{R}$, $\mathcal{E}_s^\epsilon(D, \mathcal{R})$ satisfies ϵ-differential privacy [44].*

Séries temporelles :
Théorème de composition [Dwork 06]

Theorem 3.14. Let $\mathcal{M}_1 : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \to \mathcal{R}_1$ be an ε_1-differentially private algorithm, and let $\mathcal{M}_2 : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \to \mathcal{R}_2$ be an ε_2-differentially private algorithm. Then their combination, defined to be $\mathcal{M}_{1,2} : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \to \mathcal{R}_1 \times \mathcal{R}_2$ by the mapping: $\mathcal{M}_{1,2}(x) = (\mathcal{M}_1(x), \mathcal{M}_2(x))$ is $\varepsilon_1 + \varepsilon_2$-differentially private.

Corollary 3.15. Let $\mathcal{M}_i : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \to \mathcal{R}_i$ be an $(\varepsilon_i, 0)$-differentially private algorithm for $i \in [k]$. Then if $\mathcal{M}_{[k]} : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \to \prod_{i=1}^{k} \mathcal{R}_i$ is defined to be $\mathcal{M}_{[k]}(x) = (\mathcal{M}_1(x), \ldots, \mathcal{M}_k(x))$, then $\mathcal{M}_{[k]}$ is $(\sum_{i=1}^{k} \varepsilon_i, 0)$-differentially private.

Differential Privacy en pratique

- Les algorithmes sont faciles à développer (à base de random tirés dans une distribution)
- Des bibliothèques sont disponibles : en Python : bibliothèque d'IBM

https://github.com/IBM/differential-privacy-library

Modèle très général

Il suffit de définir l'adjacence !

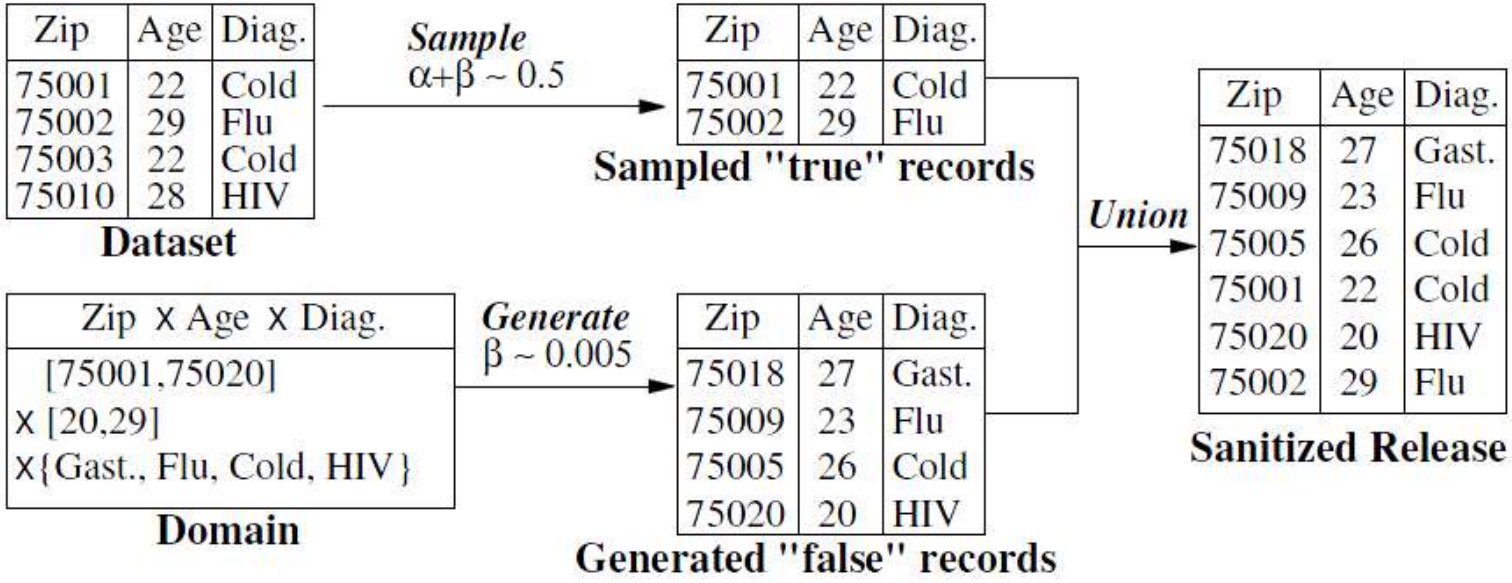
Graphes :

- *Edge differential privacy* : deux graphes sont voisins s'ils ne diffèrent que par une arête

- *Node differential privacy* : deux graphes sont voisins s'ils ne diffèrent que par un noeud (et toutes les arêtes incidentes à ce noeud)

α, β – algorithm

[Rastogi *et al.*]



On peut calculer des valeurs d'agrégats de type COUNTs avec un estimateur :

$$Q_{Cold} = (n_{sanitized} - \beta.n_{Domain}) / \alpha$$

$n_{sanitized}$ = 2 ; $\beta.n_{Domain}$ = 200*0.005=1 ; α = 0.5

Local Differential Privacy

Jordan & Wainwright [2013]

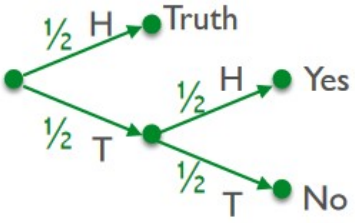
Definition Let $\mathcal{X}$ be a set of possible values and $\mathcal{Y}$ the set of noisy values. A mechanism $\mathcal{K}$ is ε-locally differentially private (ε-LDP) if for all $x_1, x_2 \in \mathcal{X}$ and for all $y \in \mathcal{Y}$

$$P[\mathcal{K}(x) = y] \leq e^{\varepsilon} \, P[\mathcal{K}(x') = y]$$

or equivalently, using the conditional probability notation:

$$p(y \mid x) \leq e^{\varepsilon} \, p(y \mid x')$$

For instance, the Randomized Response protocol is (log 3)-LPD



x \ y	yes	no
yes	¾	¼
no	¼	¾

Algorithme « *Randomized Response* » avec $\varepsilon_{RR} = 0.25$

Lier les approches *k*-anonymat et DP

J.Domingo-Ferrer [2015]

Dernièrement, des travaux ont eu lieu pour essayer de lier les approches classiques et la differential privacy.

Possibilité de réaliser une anonymisation de type *t*-closeness tout en respectant des garanties de type differential privacy.

Algorithme SafePub (ARX)
Bild, Kuhn, Passer [2018]

Input: Dataset D, Parameters ϵ_{anon}, ϵ_{search}, δ, *steps*
Output: Dataset S

1: Draw a random sample D_s from D ▷ (ϵ_{anon})
2: Initialize set of transformations G
3: **for** (Int $i \leftarrow 1, ..., steps$) **do**
4: Update G
5: **for** $(g \in G)$ **do**
6: Anonymize D_s using g ▷ $(\epsilon_{anon}, \delta)$
7: Assess quality of resulting data
8: **end for**
9: Probabilistically select solution $g \in G$ ▷ (ϵ_{search})
10: **end for**
11: **return** Dataset D_s anonymized using the best solution selected in Line 9 ▷ $(\epsilon_{anon}, \delta)$

Fig. 4. High-level design of the SafePub mechanism. The search strategy is implemented by the loop in lines 3 to 10.

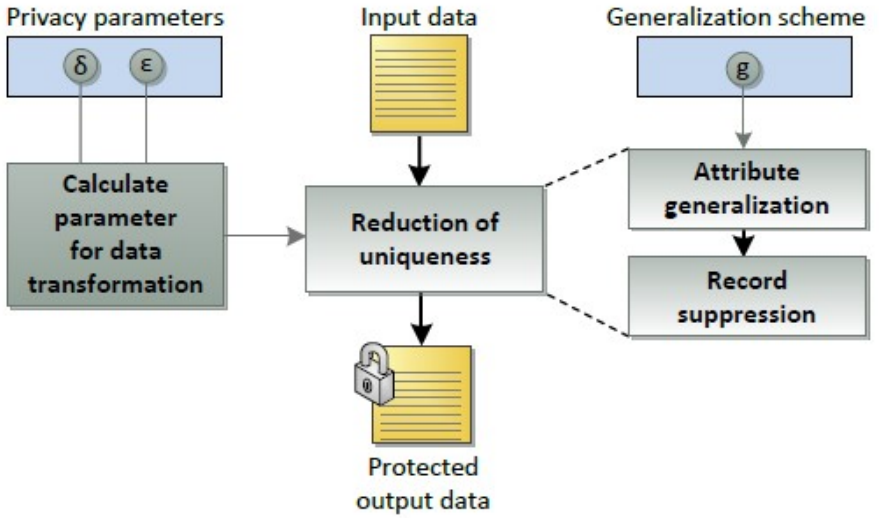


Fig. 5. Overview of the anonymization operator.

Idée : Choix aléatoire de paramètres de *k-anonymisation*

Travaux de recherche

Modèles et Exécution :

Personalisation de l'anonymat

Sécurisation du processus d'anonymisation

Anonymisation de processus complexes

Personnalisation du *k*-anonymat

Michel, Nguyen, Pucheral [DATA'17]

Quasi-identifier		Sensitive
ZIP	Age	Condition
13***	40	Cancer
13***	45	Heart disease
13***	34	Heart disease
13***	38	Viral Infection
13***	[24,32]	Viral Infection
13***	[24,32]	Cancer
13***	[24,32]	Cancer
13***	[24,32]	Heart Disease

Table: $k-$anonymity [Swe02]

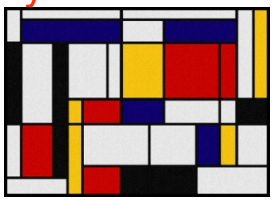
Quasi-identifier		Sensitive	k_i
ZIP	Age	Condition	k_i
13***	40	Cancer	4
13***	45	Heart disease	4
13***	34	Heart disease	3
13***	38	Viral Infection	3
131**	[31,32]	Viral Infection	2
131**	[31,32]	Cancer	2
130**	[24,27]	Cancer	2
130**	[24,27]	Heart Disease	2

Table: k_i-anonymity

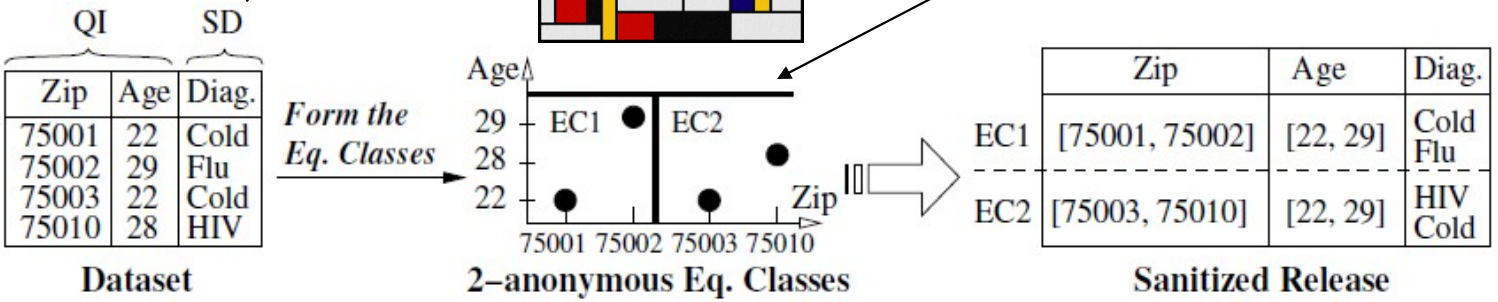
Sécurisation du processus d'anonymisation

Allard, Nguyen, Pucheral K-anonymity & Mondrian Algorithm (PST'11 award)

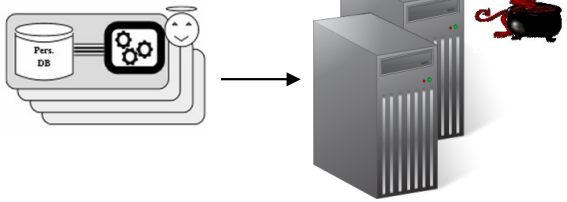
encrypted by PDS

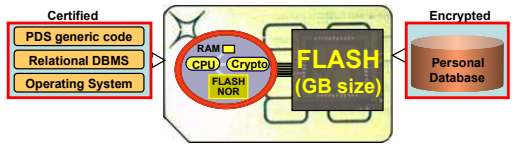


Executed on a *semi-honest* central server !



1) Collection Phase





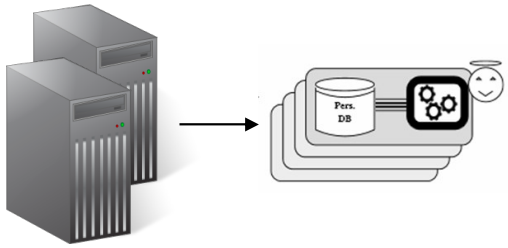
$t_i = (QI_i, E(SD_i))$

2) Construction Phase

$QI_i \rightarrow EC_j$

$t_i = (EC_j, E(SD_i))$

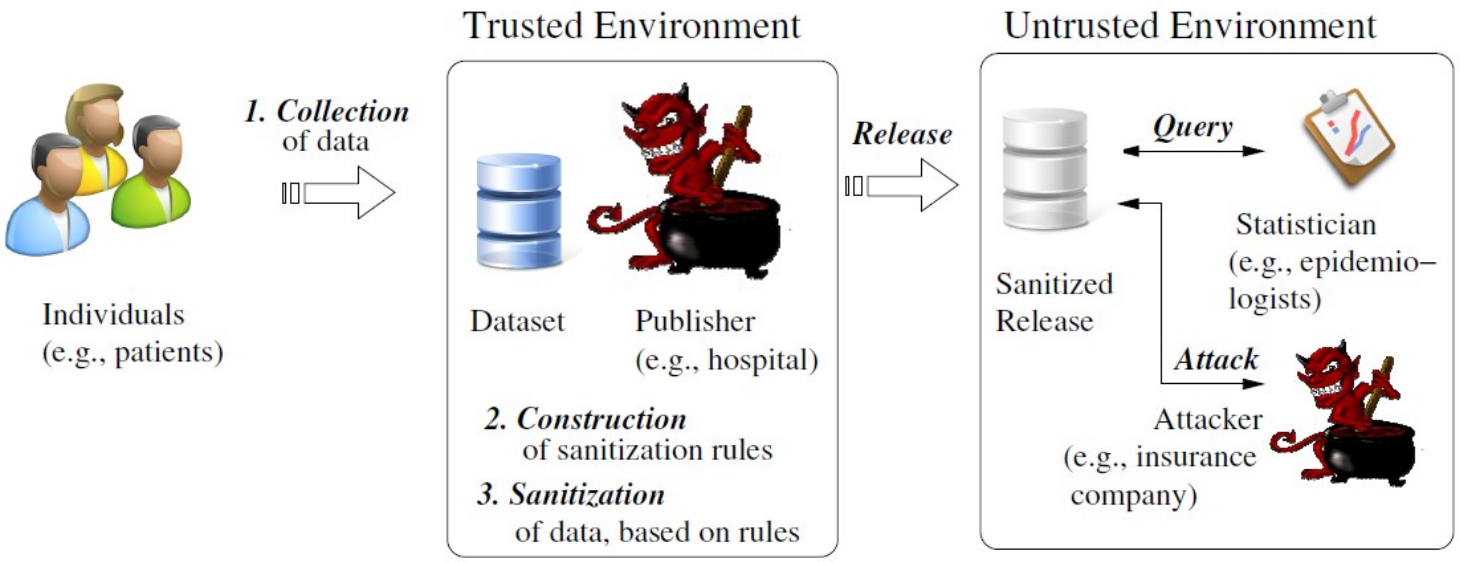
3) Sanitization Phase



$t_i = (EC_j, SD_i)$

Sécurisation du processus d'anonymisation

Allard, Nguyen, Pucheral [DAPD'13]



Individuals : Private Data

Publisher *(UNTRUSTED)*
→Secure Computation Needed

Recipients
(no trust assumption)
→Privacy Models
K-anon, L-div, Dif. Priv.

K-cores et differential privacy

Eichler, Rossi, Nguyen, Berthomé, Vazirgiannis [en cours]

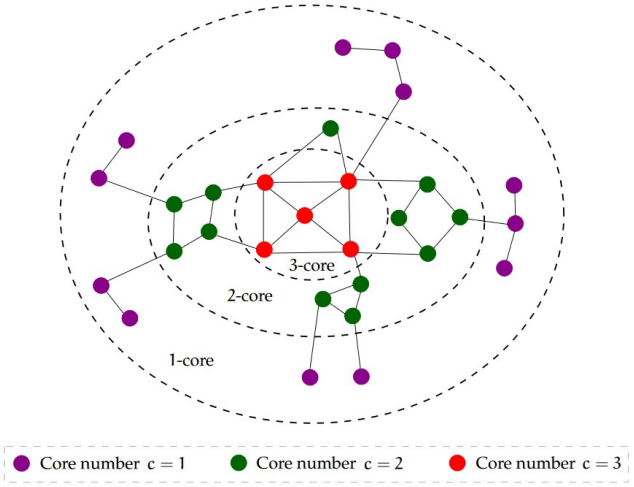
Théorème :

Il est possible de publier les *k*-cores calculés de manière distribuée en respectant le critère de differential privacy.

Algorithm 2: Naïve ϵ-DP Montresor Algorithm

While not converged do Montresor

When converged, publish $k + Y$ where Y is a IID random variables drawn from $Lap(1/\epsilon)$.



On peut donc sécuriser le résultat, mais peut-on sécuriser le processus ? En effet, au cours de l'exécution de l'algorithme de Montresor, les degrés sont échangés, or les degrés ne sont pas differential private !

Enjeu : adversaire semi-honnête (honnête-mais-curieux)

Les informations échangées pour calculer les *k*-cores sont sensibles ! En particulier, la première étape est d'envoyer le degré.

→Il faut donc sécuriser l'exécution de l'algorithme lui même !

- Idée pour l'étape 1 (publication des degrés) : anonymisation DP du graphe (intuition : borner le degré max du graphe).
- Idée pour l'étape 2 (échange sécurisé des données) : envoyer une valeur DP anonyme.

- **Problème :** l'algorithme de Montresor n'est pas prévu pour, car le comportement de la valeur du *k*-core local n'est plus monotone !

Algorithme

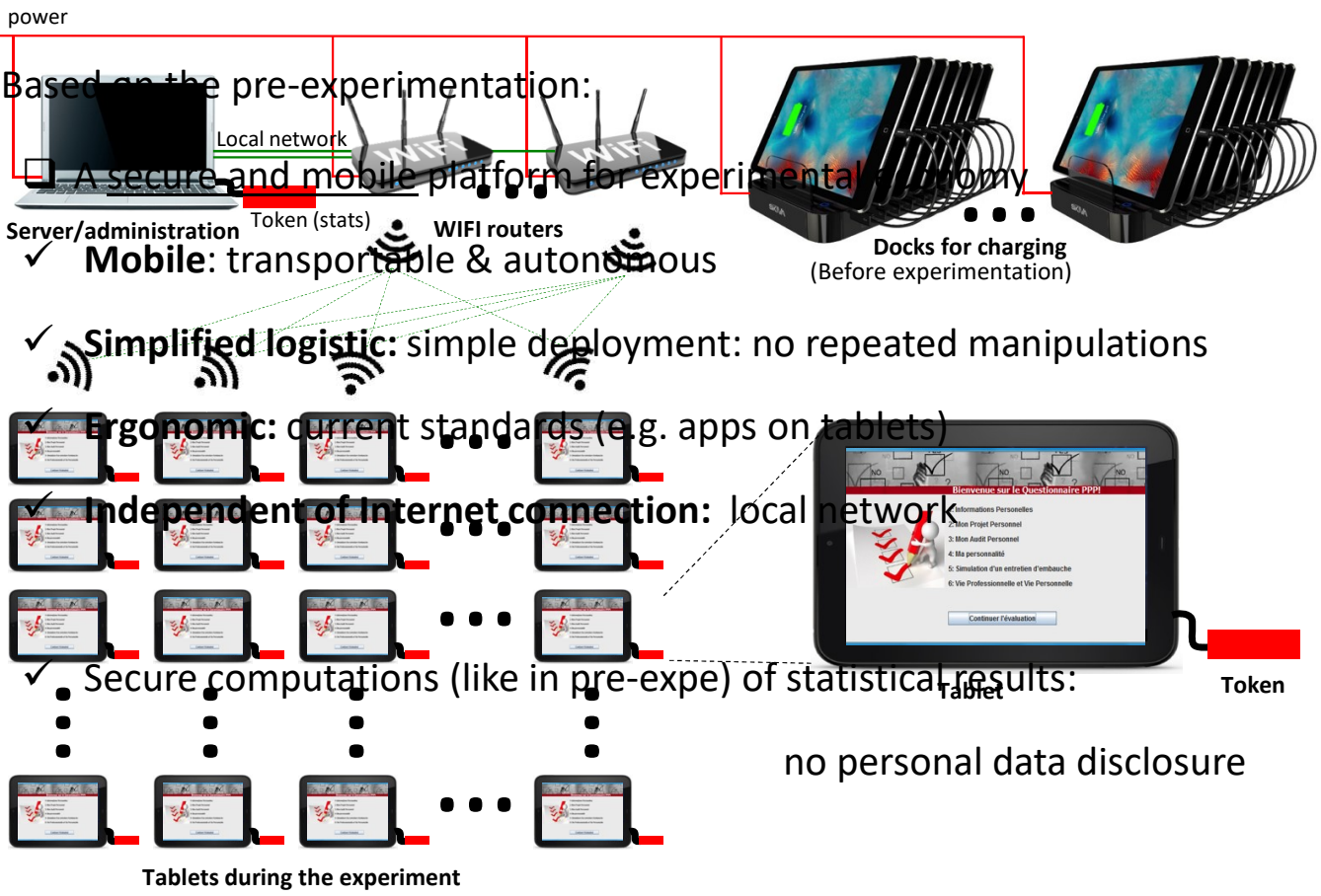
Algorithm 3: ϵ-DP Montresor Algorithm

While not converged do Montresor but publish $k^{(i)} + Y^{(i)}$ as estimated coreness, where $Y^{(i)}$ is a IID random variable drawn from $Lap(1/\epsilon')$ with $\epsilon' = \epsilon/Z$ where Z is an estimate of the number of steps the Montresor algorithm will take to converge.

Lorsque la valeur déclarée d'un voisin augmente, il suffit de ne rien faire !

Laboratoire d'expérimentation sociale mobile

Katsouraki, Bouganim, Nguyen (EDBT, 2016)



- Based on the pre-experimentation:
  - A secure and mobile platform for experimental economy
    - ✓ **Mobile**: transportable & autonomous
    - ✓ **Simplified logistic:** simple deployment: no repeated manipulations
    - ✓ **Ergonomic:** current standards (e.g. apps on tablets)
    - ✓ **Independent of Internet connection:** local network
    - ✓ Secure computations (like in pre-expe) of statistical results:

      no personal data disclosure

Conclusion

L'anonymisation est un compromis

- Il est capital
  - D'être capable d'évaluer le risque
  - D'être capable d'évaluer l'utilité des données une fois anonymisées
- Quel modèle utiliser ?
  - La technique de *differential privacy* assez à la mode ces dernières années dans la communauté de recherche en informatique
  - Les techniques « syntaxiques » restent une approche souvent pragmatique de réduction de risque (tout comme la pseudonymisation)
- Il n'est pas possible de donner de garanties absolues !
  - Le RGPD demande une obligation de moyens