L'anonymisation: Théorie et Pratique

Benjamin NGUYEN

Laboratoire d'Informatique Fondamentale d'Orléans, INSA Centre Val de Loire
GDR Sécurité Informatique / GT Protection de la Vie Privée

Plan

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

Qu’est ce que l’anonymat ?

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 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. (…)

1. Conditions d'application du règlement
2. Pseudonymisation

GDPR et données anonymes

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 personelles. Par définition les données anonymes ne sont pas personelles.

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;*

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 “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

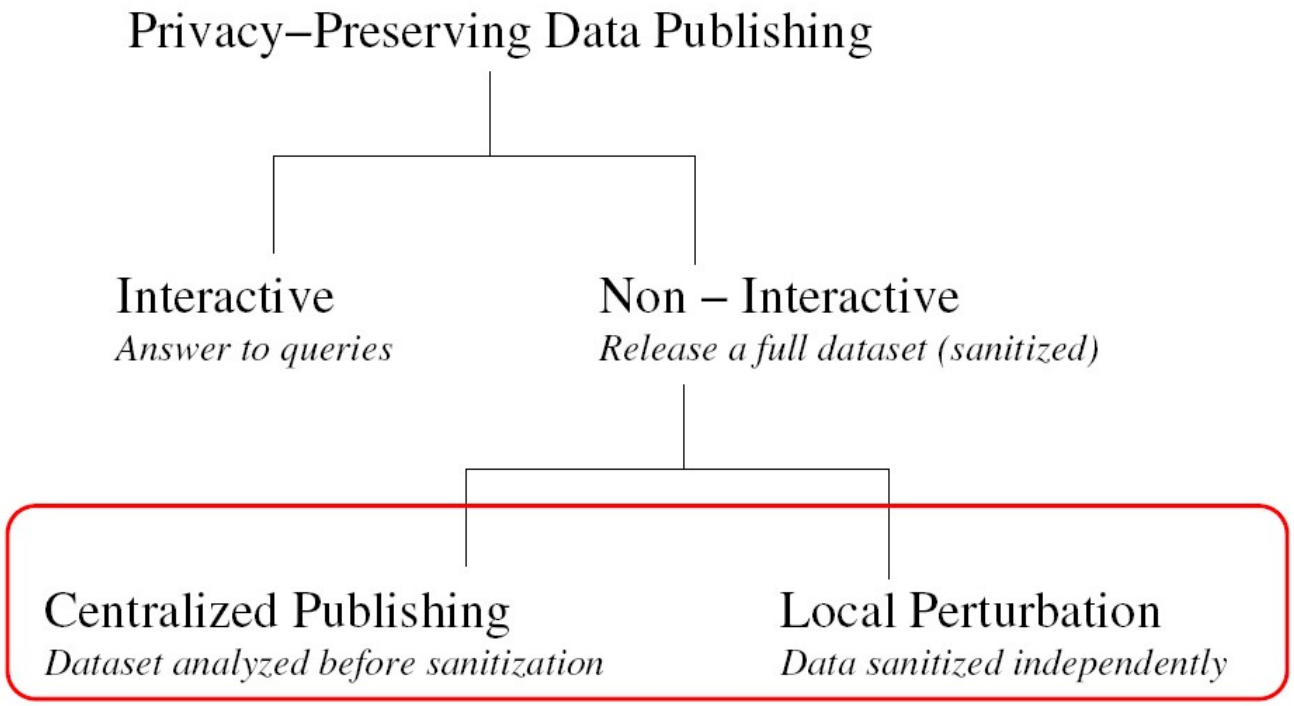
Intérêt de l'utilisateur

Intérêt du fournisseur de service

Architecture d’anonymisation

Comment anonymiser ?

Classification des approches



Architecture classique d'anonymisation

Contexte

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

Objectif

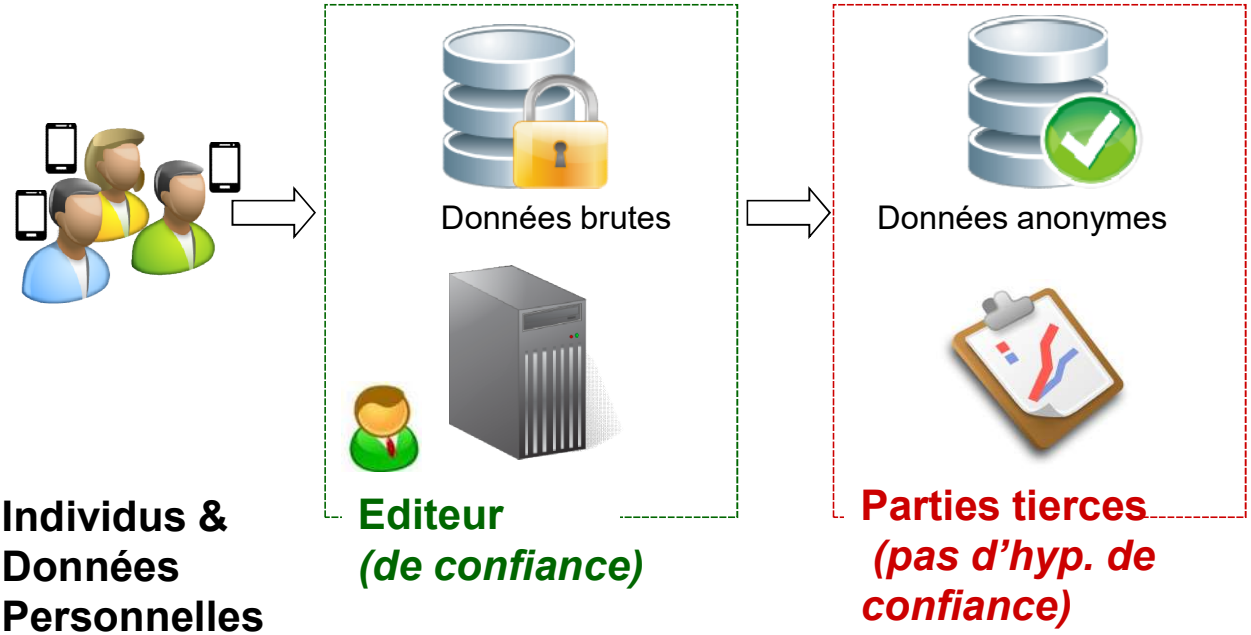
Poser des requêtes (agrégats, corrélations,…)

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

Composants de l’anonymisation

- **Une définition de la “privacy” qui répond à la question :** quelle protection proposer ?
- **Une métrique d’utilité qui répond à la question :** Comment mesurer la perte d’information dans le processus ?
- **Une algorithme d’anonymisation qui répond à la question :** Comment protéger les donnée tout en maximisant l’utilité des données ?
- **Un processus d’anonymisation :** qui permet de mettre en œuvre l’algorithme de manière sûre et sécurisée.

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)

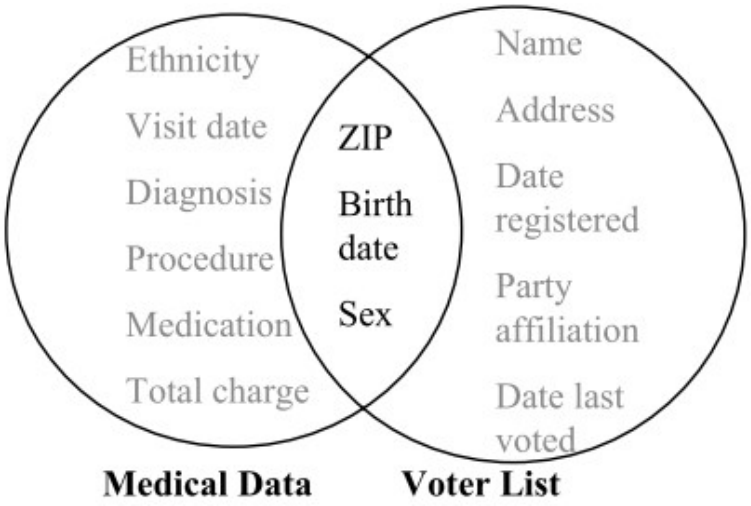
Sweeney a montré l'existence de quasi identifiants:

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} »



D’autres exemples bien connus de pseudonymisation

In 2006, AOL™ released a list of web search queries [1]:

- 20 million search queries;
- issued by 658.000 unnamed users;

AnonID	Query	QueryTime
1326	*“holiday mansion houseboat”*	2006-03-29
1326	*“back to the future”*	2006-04-01
591476	*“english spanish translator”*	2006-03-20
591476	*“panama vacations”*	2006-03-20
591476	*“breast reduction”*	2006-03-23
591476	*“volunteer work at hospitals in brooklyn”*	2006-05-24
591476	…	…
591476	*“how to secretly poison your ex”*	2006-03-12

D’autres exemples bien connus de pseudonymisation

And especially:

AnonID	Query
4417749	people with last name *“Arnold”*
4417749	*“landscapers in Lilburn,Ga”*
4417749	*“60 single men”*
4417749	*“dog that urinates on everything”*
4417749	dog-related queries

$\Rightarrow$ Few days after: Thelma Arnold is identified [2]. . . and AOL^{TM}removes hastily the dataset from its website.

Limites de la pseudonymisation

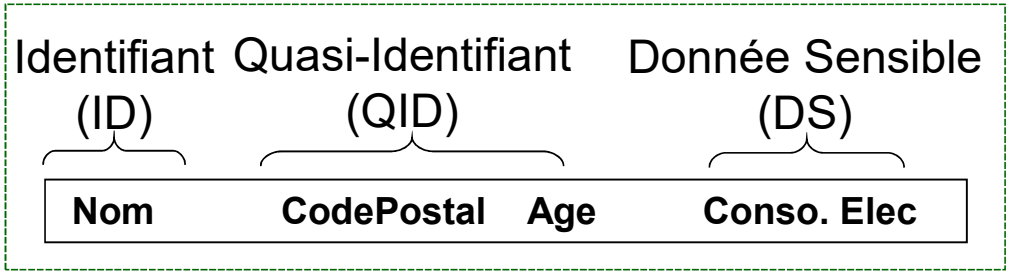
La pseudonymisation rend vulnérables les enregistrements dans lesquels une partie de la donnée permet de réidentifier l'individu concerné.

Faut-il pseudonymiser ?

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

Technique historique d'anonymisation

La naissance du *k*-anonymat

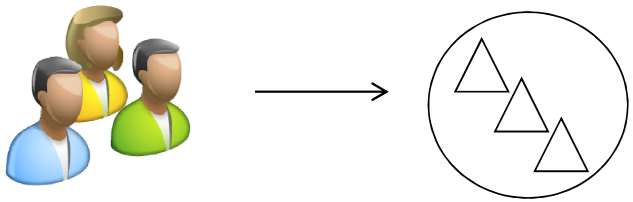


Pour chaque nuplet:

–Les identifiants doivent être retirés

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

–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]

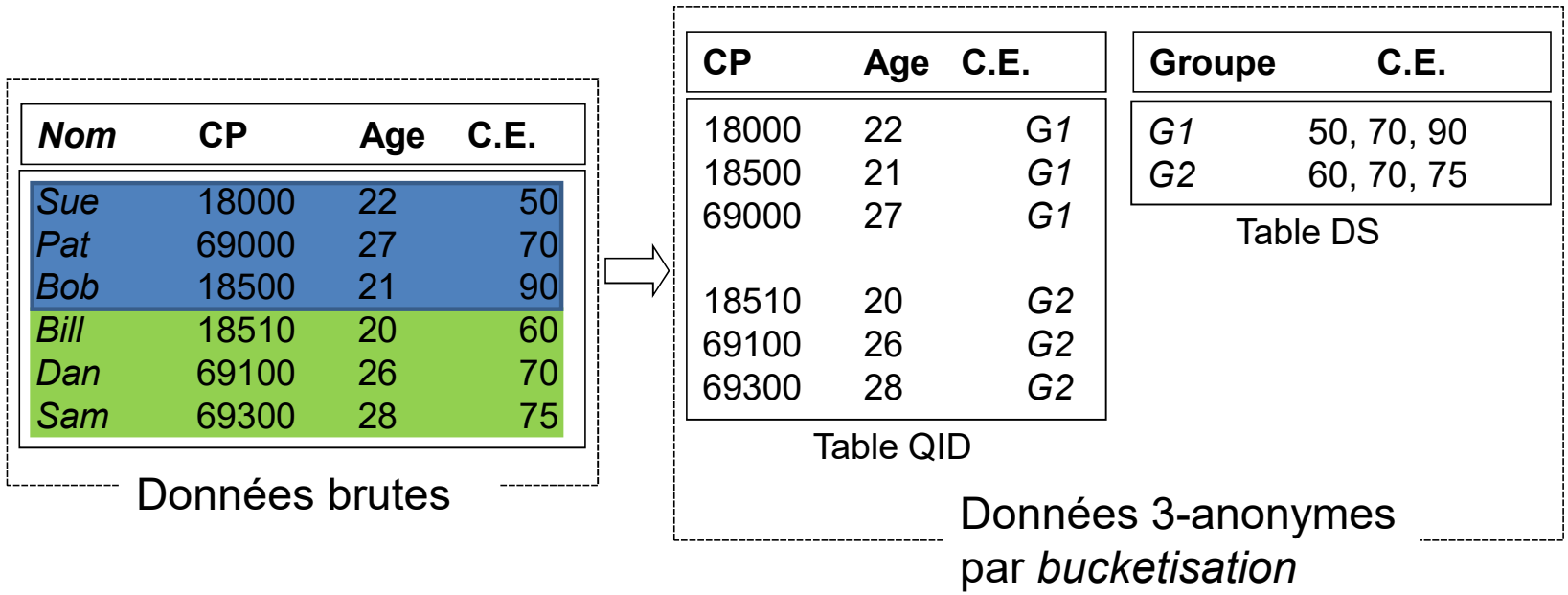
- **Idée :** construire des groupes de *k* nuplets

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

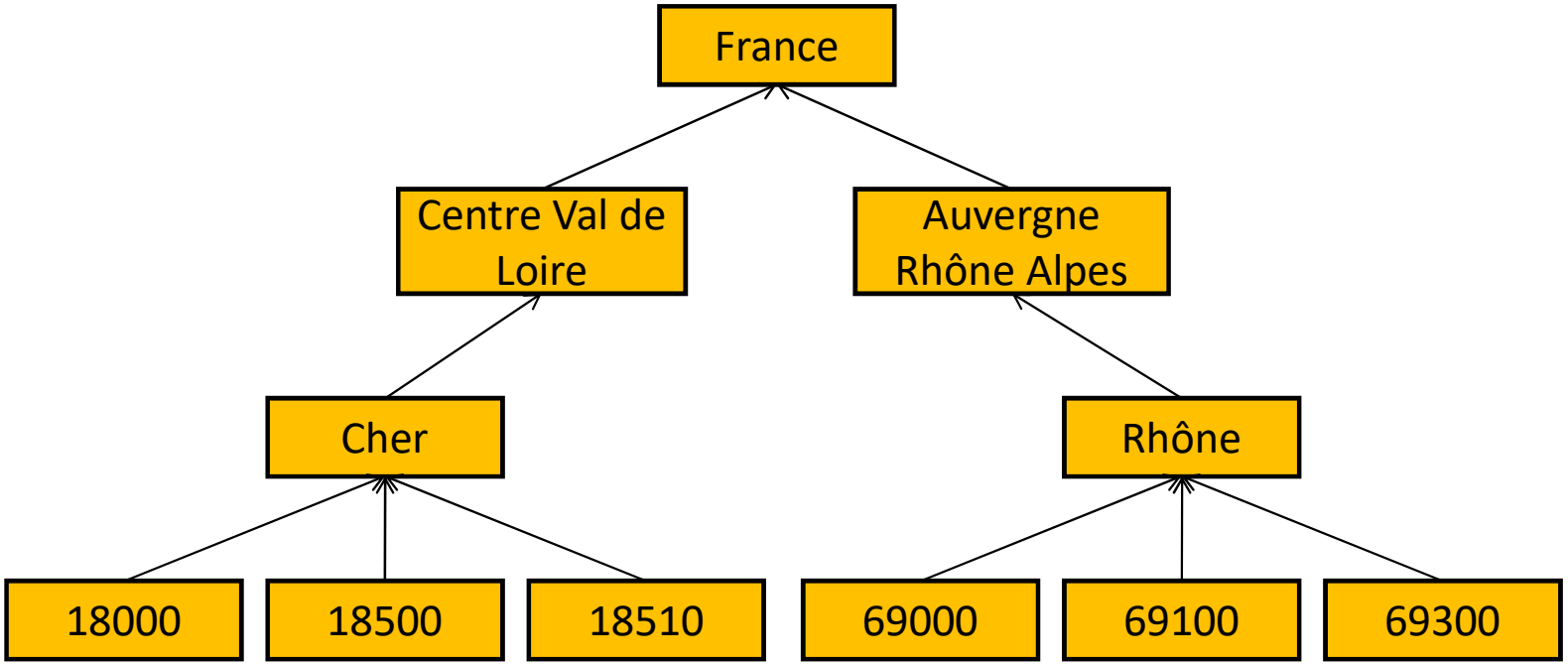
Ne pourrait-on pas *mieux* regrouper les données ?

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 :

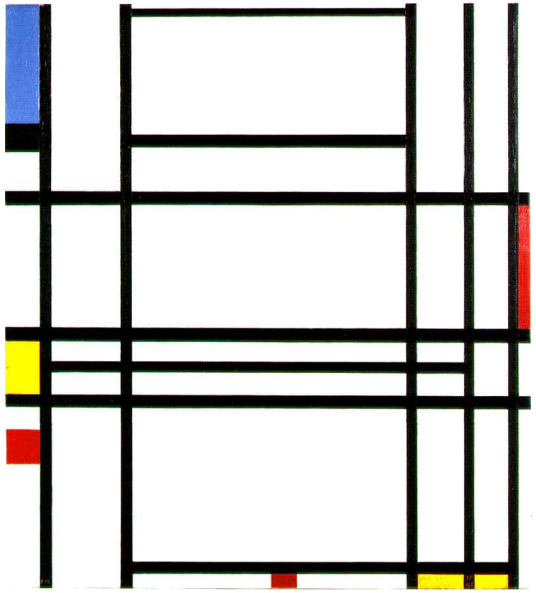
1. se doter pour chaque attribut du QID d'un arbre de généralisation
2. Généraliser la valeur de certains attributs jusqu'à ce que tous les nuplets soient identiques à au moins *k-1* autres

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

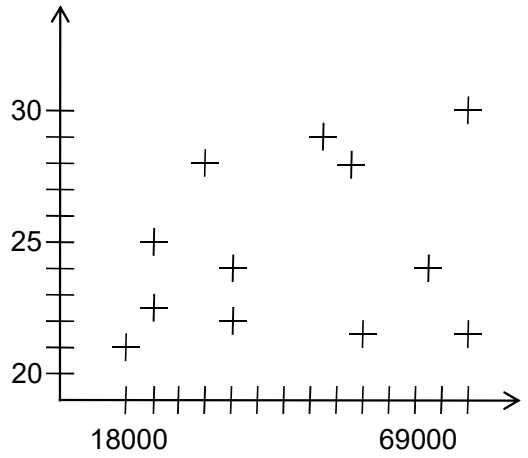
[LeFevre *et al.*]



Composition nr 10
Piet Mondrian

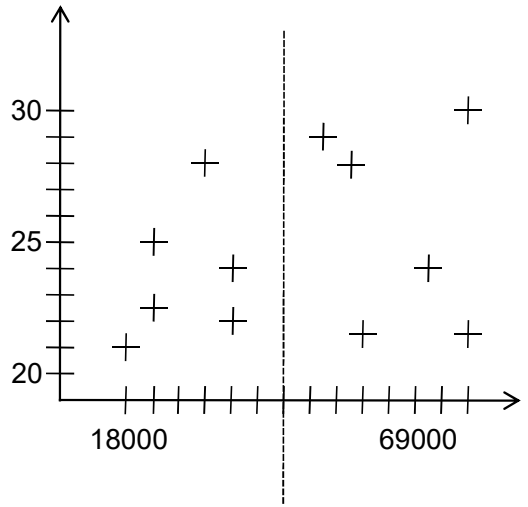
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



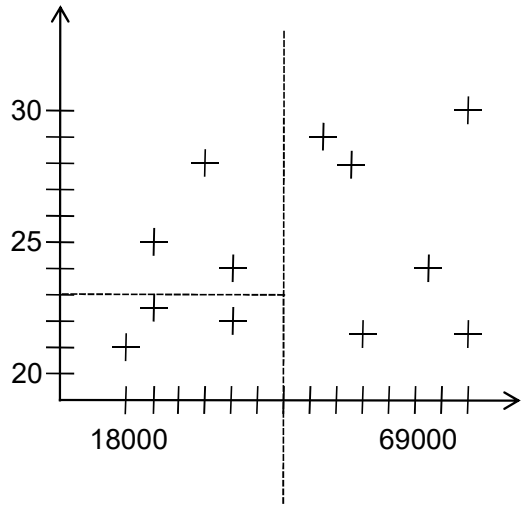
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



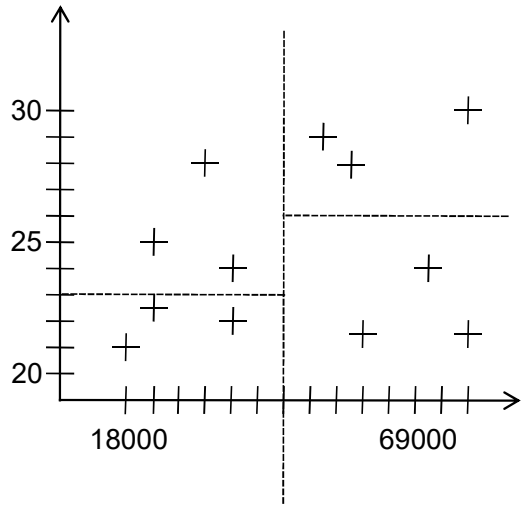
Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



Implémentation : Algorithme de Mondrian

[LeFevre *et al.*]



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 ? /!\

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

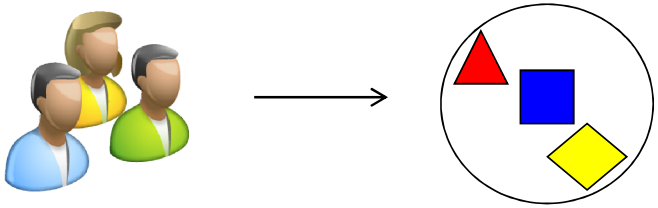
[Machanavajjhala *et al. 06*]

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



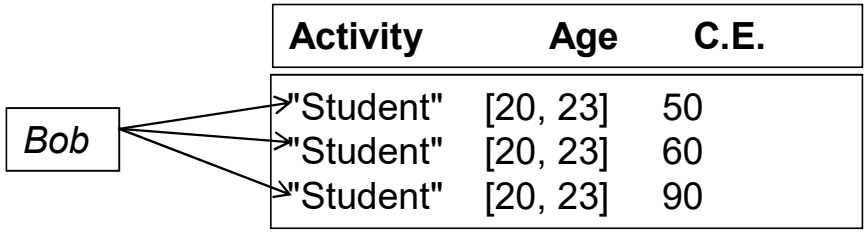
Obtenu en plaçant des contraintes sur les classes d'équivalence.

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:

Non-Sensitive		Sensitive	
Age	Gender	Disease	Count
< 40	M	Flu	400
< 40	M	Cancer	200
≥ 40	M	Flu	400
≥ 40	M	Cancer	200
≥ 40	F	Flu	400
≥ 40	F	Cancer	200

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…

Méthodes statistiques

Post-Randomization Matrix (PRAM)

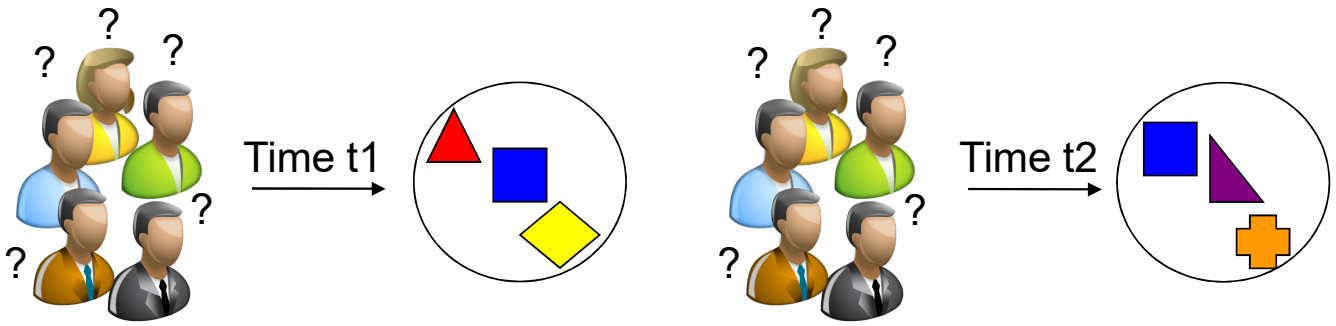
- Utilisée dans le logiciel Mu-Argus (subventionné par Eurostat)

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

	Grippe	Cancer
Grippe	0.75	0.25
Cancer	0.1	0.9

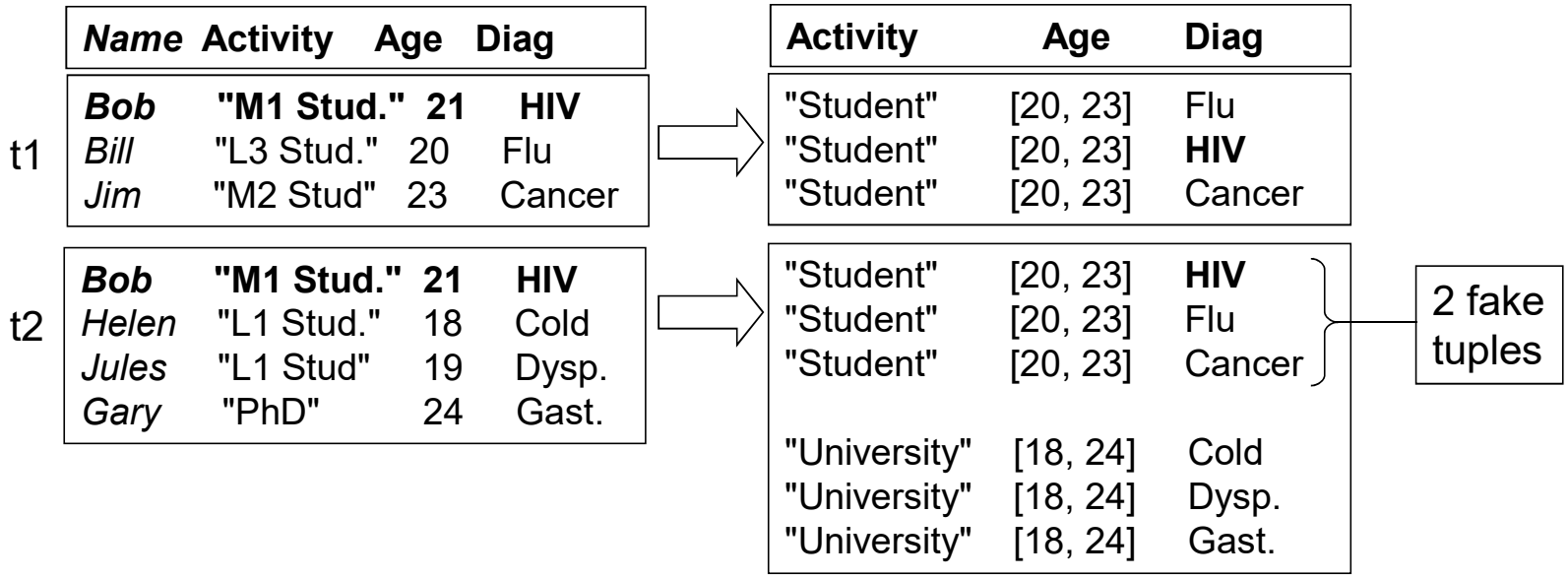
Méthode d'échantillonnage

- 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



Extension : la *m*-invarience : pour gérer des publications multiples

- L'ensemble des données sensibles associées à un QID doit être invariant.



Differential Privacy

L'approche "à la mode"

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

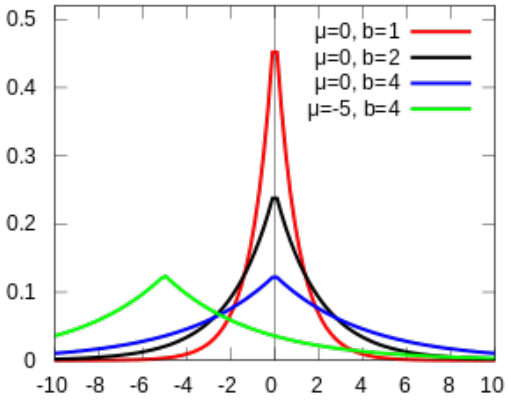
Dwork a définit le "*mécanisme de Laplace*" qui dit que si on bruite une fonction avec une valeur tirée d'une distribution de Laplace, centrée sur 0 et d'échelle $\Delta f/\varepsilon$ alors ce mécanisme respecte la contrainte de differential privacy

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*

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



Séries temporelles :
Théorème de composition [Dwork 06]

Theorem 3.14. Let $\mathcal{M}_1 : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \rightarrow \mathcal{R}_1$ be an ε_1-differentially private algorithm, and let $\mathcal{M}_2 : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \rightarrow \mathcal{R}_2$ be an ε_2-differentially private algorithm. Then their combination, defined to be $\mathcal{M}_{1,2} : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \rightarrow \mathcal{R}_1 \times \mathcal{R}_2$ 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 $\mathcal{M}_i : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \rightarrow \mathcal{R}_i$ be an $(\varepsilon_i, 0)$-differentially private algorithm for $i \in [k]$. Then if $\mathcal{M}_{[k]} : \mathbb{N}^{|\mathcal{X}|} \rightarrow \prod_{i=1}^{k} \mathcal{R}_i$ 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.

Modèle très général

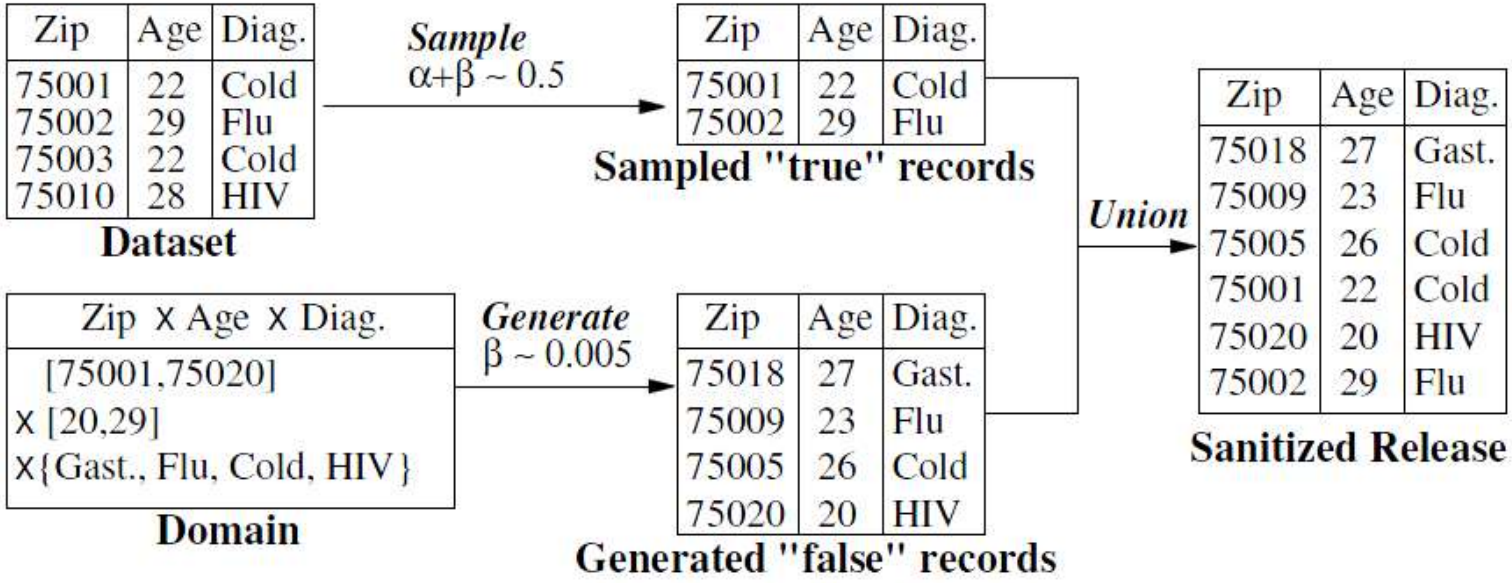
Il suffit de définir l'adjacence !

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 :

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

=2 =0.5

=200*0.005=1

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.

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.*

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.*

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

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

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

Travaux de recherche

Modèles et Exécution :

Personnalisation 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

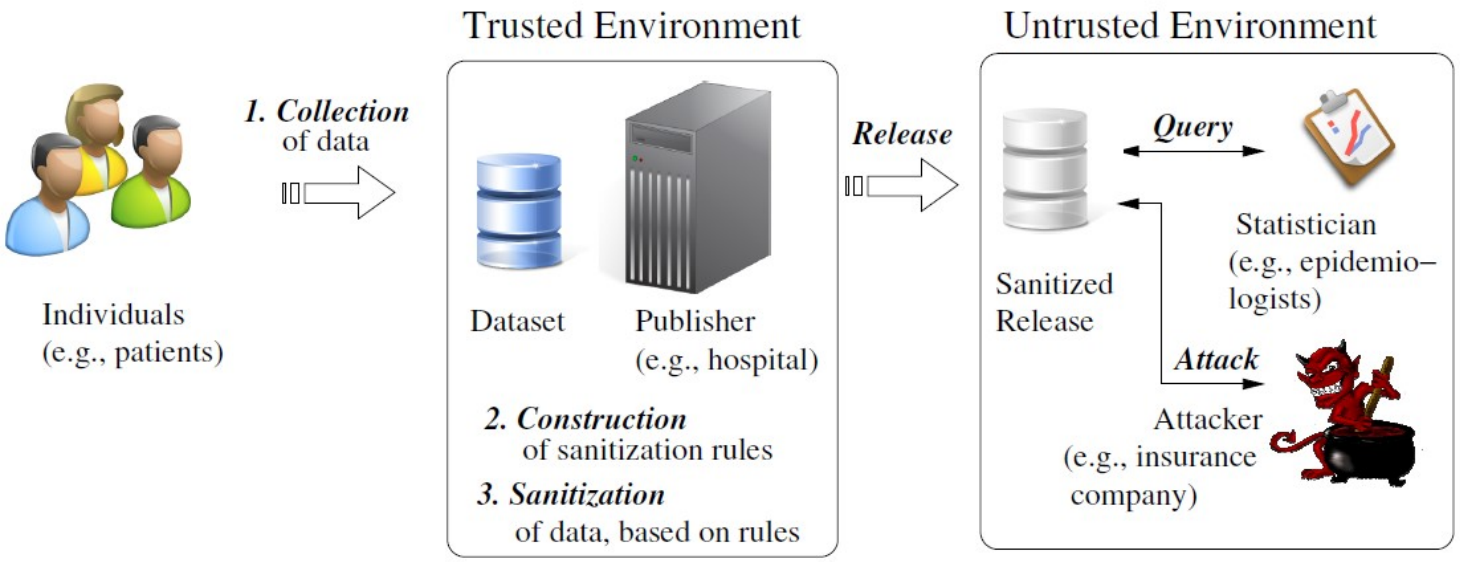
Table: $k-$anonymity [Swe02]

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

To, Nguyen, Pucheral [TODS'15]



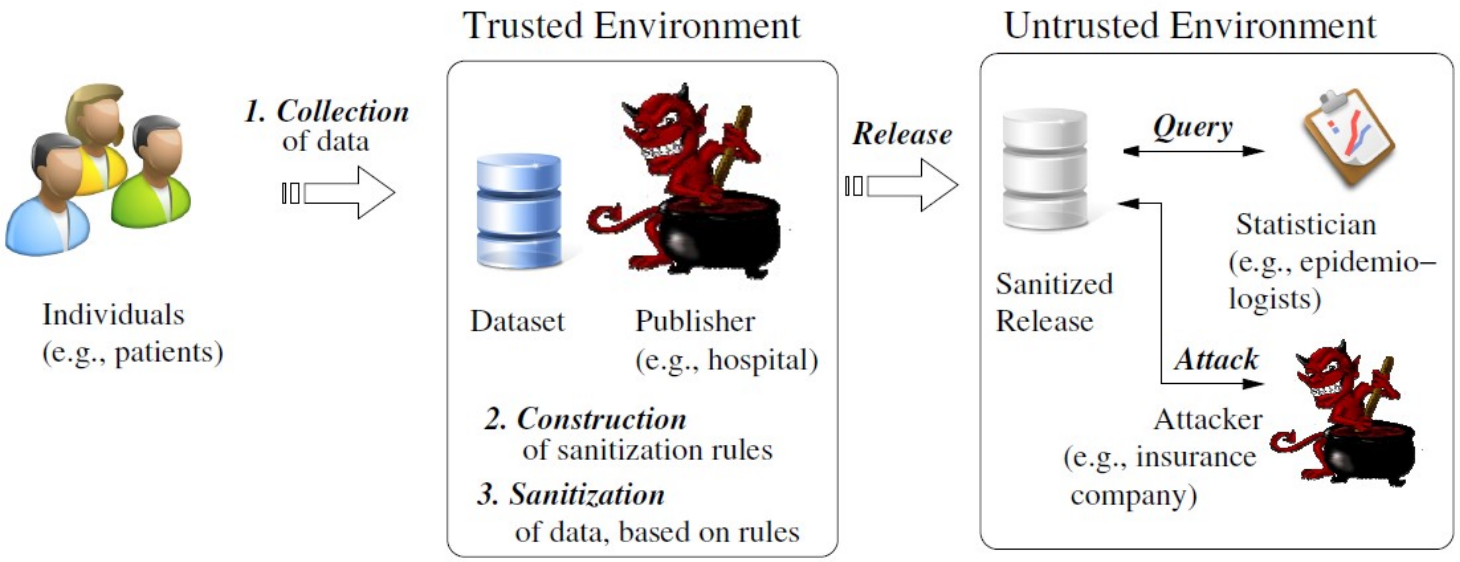
Individuals : Private Data

Publisher *(trusted)*

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

Sécurisation du processus d'anonymisation

To, Nguyen, Pucheral [TODS'15]



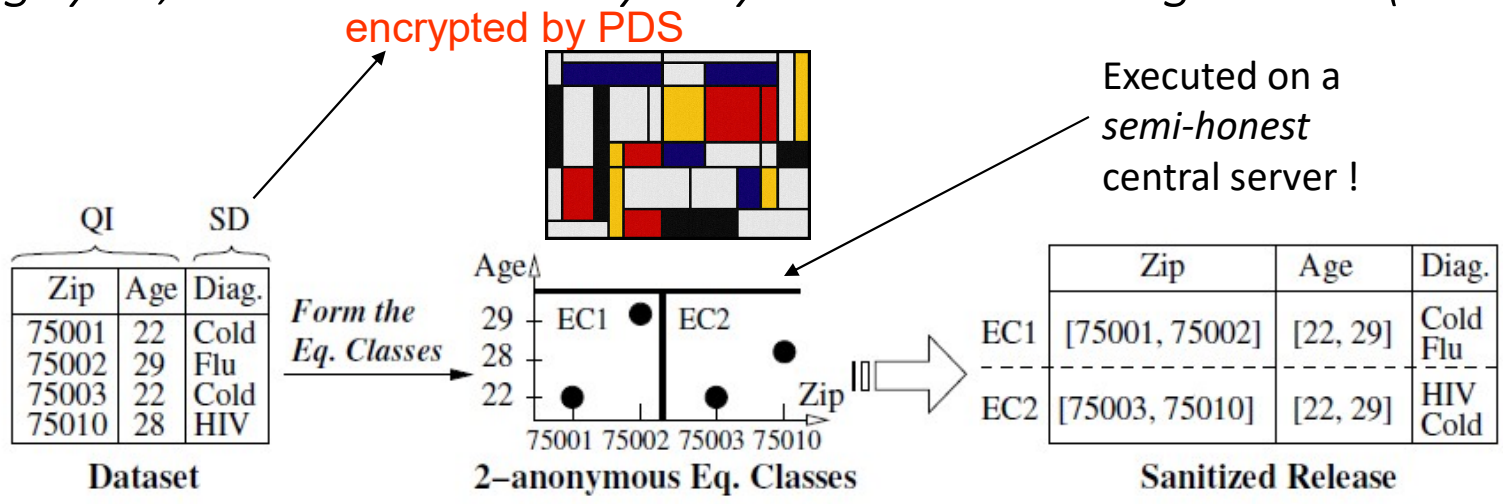
Individuals : Private Data

Publisher *(UNTRUSTED)*
→Secure Computation Needed

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

Sécurisation du processus d'anonymisation

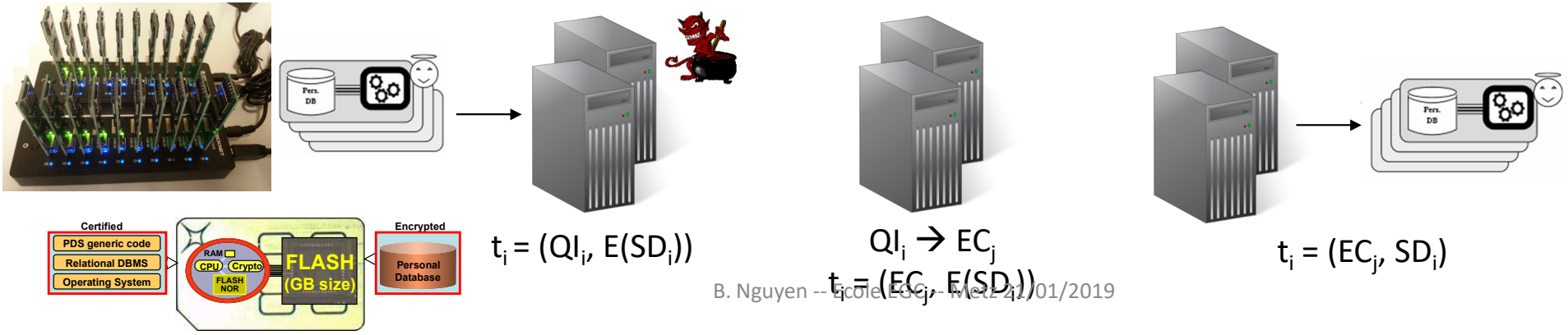
Allard, Nguyen, Pucheral K-anonymity & Mondrian Algorithm (PST'11 award)



1) Collection Phase

2) Construction Phase

3) Sanitization Phase



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

$QI_i \rightarrow EC_j$

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

$t_i = (EC_j, SD_i)$

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.

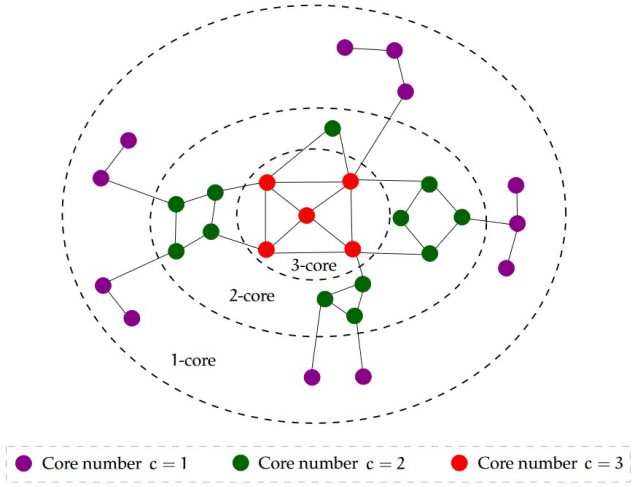
Algorithm 2: Naïve ϵ-DP Montresor Algorithm

While not converged do Montresor

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

Intuition de la preuve :

La sensibilité du calcul du *k*-core est $\Delta f = 1$



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

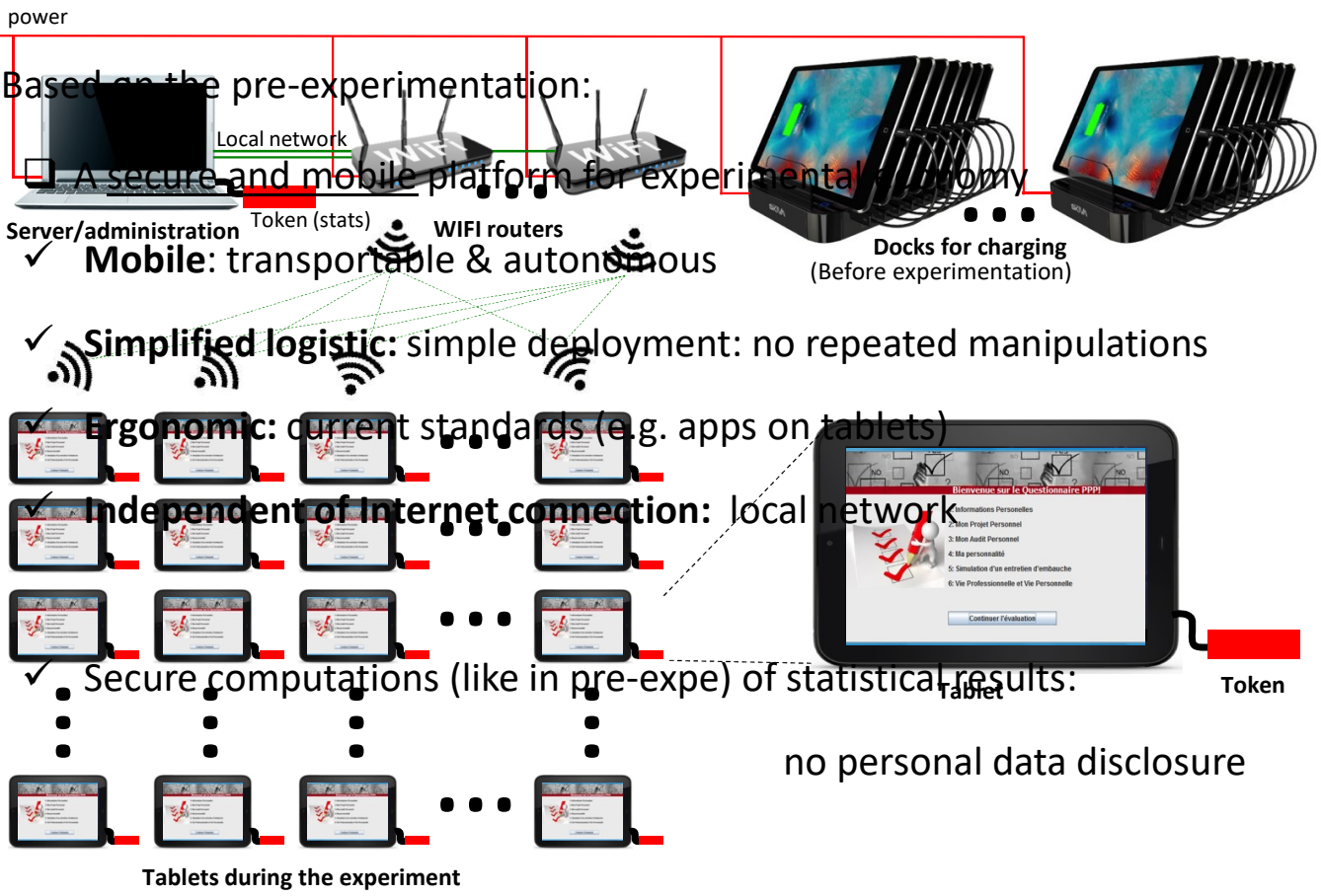
Algorithm 3: ϵ-DP Montresor Algorithm

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 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

Mise en pratique

Avec ARX