

Agréger Les échantillons d'une enquête multimode en limitant l'effet de mesure : une proposition d'imputation raisonnable et pragmatique

Stéphane Legleye¹, Tiaray Razafindranovona², Gaël de Peretti¹

1. *Insee division Recueil et traitement de l'information, CESP, Inserm*

2. Insee, Division Emploi

Plan

- Rappel des enjeux du multimodes
- Présentation de CVS-VVS
 - Représentativité, mesures des victimations
- Présentation de la méthode étiologique par imputation
- Présentation de la méthode symptomatique par calage
- Discussion

La mode du multimode

- Les enquêtes multimodes pour :
 - Augmenter le taux de réponse +
 - Augmenter la représentativité ++
 - Diminuer le coût +++
 - Réduire le biais de réponse ??
- auto-administré (Internet)
 - Diminution de la désirabilité sociale (De Leeuw, 2008)
 - Bénéfique pour les sujets sensibles
 - Augmentation du satisficing
 - Néfaste pour les enquêtes longues, les sujets peu motivants, les questions difficiles cognitivement



Les designs multimodes (2)

- Designs très variables:
 - Séquentiels : un mode puis l'autre en cas de non-réponse
 - Du moins cher au plus cher (Internet, Téléphone, Face-à-face)
 - Concurrentiels: modes proposés au choix du répondant
 - Dès le contact
 - stratifié : plusieurs branches monomodes
 - Souvent pour des expérimentations
- Rappel: toutes les enquêtes sont multimodes si on considère la succession des modes utilisés pour l'invitation, le contact, les relances et le questionnaire

Les designs multimodes (3)

Le concurrentiel

- Arguments pour:
 - Leverage-saliency theory (Groves, Singer, & Corning, 2000), Social exchange theory (Blau 2009, Gouldner 1960, Mauss 2007, Dillman, Smyth and Christian 2014): contrôle sur la passation, reconnaissance d'une pénibilité de la passation
 - Choix du mode préféré: souplesse, liberté de réponse, diminution du biais de désirabilité sociale (Keeter and Weisel 2015, Smyth et al. 2014)
- Arguments contre:
 1. Les individus restent sur le mode de contact/invitation (Millar et al. 2009) : taux d'utilisation d'Internet faible si contact téléphonique
 2. Dilemme / paradoxe du choix (Schwartz 2004, Medway, 2012): taux de réponse moins élevé
 - ➔ Coût a priori plus élevé si contact sur un mode intermédié

Les designs multimodes (4)

Le séquentiel

- Arguments pour:
 1. Pas de dilemme du choix
 2. Taux de réponse plus élevé
 3. Plébiscité par de grands noms de la méthodologie (de Leeuw & Hox, 2011)
 - ➔ Coût faible si on commence par Internet

- Arguments contre:
 1. Moins de contrôle/souplesse/liberté laissé à l'enquêté
 2. Risque de biais de réponse (désirabilité sociale) plus élevé

Peu d'expérimentations pour comparer les deux... et dépend du thème de l'enquête et du public ciblé (Mauz et al., 2018)

Les designs multimodes (5)

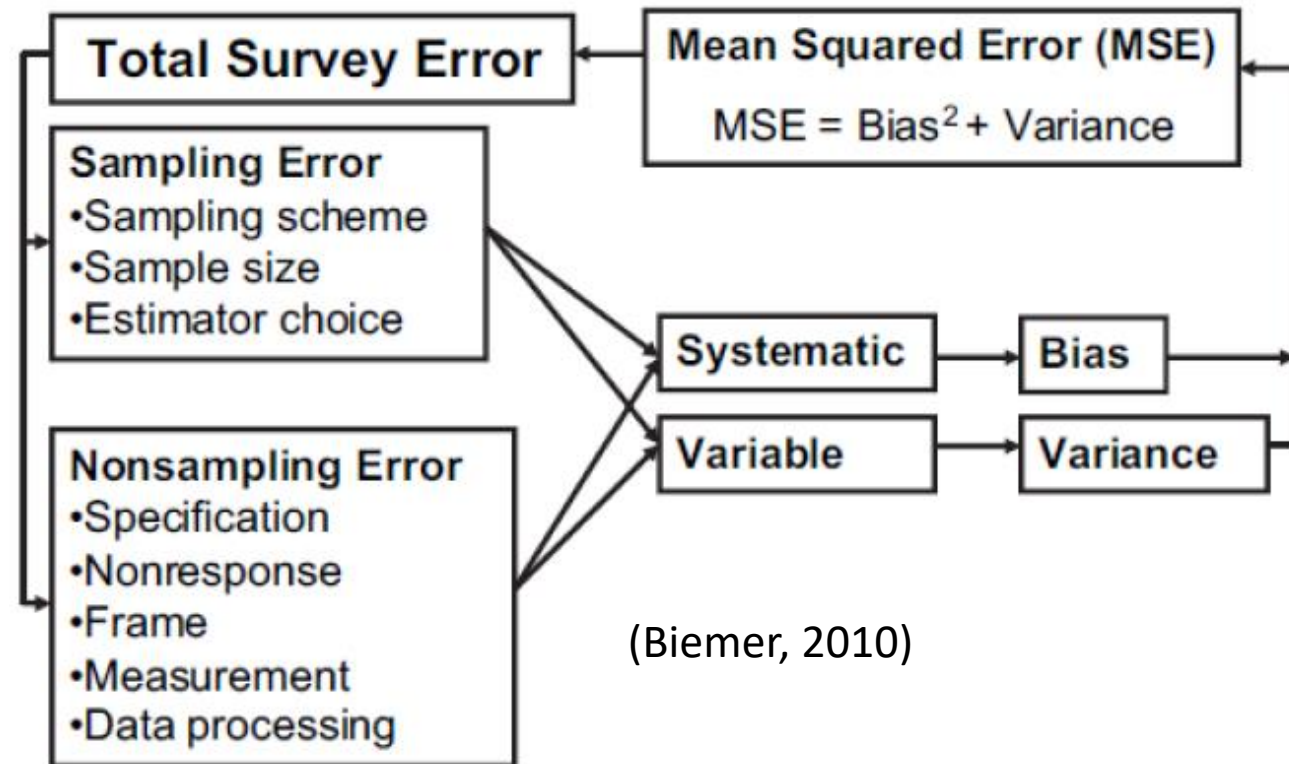
L'importance des modes intermédiés

- Face-à-face > téléphone > Internet pour la représentativité de certains segments de la population
 - jeunes, pauvres, peu éduqués, immigrés ou personnes peu à l'aise dans la langue, personnes en milieu urbain etc. (Buelens & Brakel, 2010)
- Les taux de collecte sont plus élevés que sur Internet (surtout en face-à-face) : (Keusch 2015)

Les designs multimodes et le Total Survey Error

Choisir un design devrait se faire sur une évaluation coût-bénéfice global:

- Représentativité
- Qualité de la mesure
- Taux de réponse
- Coût
- Précision



Les designs multimodes et les adaptations de questionnaires

- Fractionnement des questionnaires en cas de durée > 20-30 mn
- Choix sur l'affichage des modalités NSP/NVPR etc.
- Filtres
- Aide en ligne
- Validation, possibilité de sauter une question etc.
- Une bonne mesure n'implique pas l'identité des questions!

Les conséquences pratiques

Cas d'une enquête multimode {A, B}

B est de meilleure qualité que A pour mesurer Y

Le biais de mesure est estimable sur tout ou partie de l'échantillon

- Une enquête transversale multimode {A, B} vise à mesurer précisément un comportement Y
 - Accroissement de qualité par rapport à une collecte exclusive sur A
 - Mais sans rien faire, l'estimation reste biaisée
- Une série d'enquêtes transversales sur un mode de référence A devient multimode {A, B}
 - La part des répondants sur le mode B vient perturber la mesure des Y : rupture de série, difficultés de communication, etc.
 - Les anciennes séries doivent être rétropolées?
 - Les nouveaux chiffres modifiés (neutralisation de l'effet de B)?

Les actions possibles

Une enquête multimode {A, B}

Le biais de mesure est estimé

- Ne rien faire
- Estimer une prévalence corrigée de Y (imputation massive ou sélective) mais ne rien changer
 - Pour des besoins de communication
- Corriger TOUTES les valeurs Y du mode le moins fiable: imputation massive
- Corriger SEULEMENT les valeurs Y les plus sujettes au biais de mesure: imputation parcimonieuse
- Utiliser un calage pour traiter symptomatiquement le biais de mesure induit par le mode le moins fiable

Biais de mesure et de sélection

Effet de mode, biais de sélection et de mesure

Effet de mode=écart entre deux échantillons A, B pour Y

- $EM = \bar{Y}_A - \bar{Y}_B = BS + BM$
- BS=biais de sélection: effet du biais de composition sur Y
 - Parce que les individus de A et B diffèrent, leurs Y diffèrent
- BM=biais de mesure: différence de Y pour des individus « identiques »
 - Alors que **les individus ne diffèrent pas** (pas de biais de composition), leurs Y diffèrent
 - Défini pour un individu : $BM_i = y_{i,A} - y_{i,B}$ (très rare en pratique)
 - Défini pour un groupe d'individus $BM = E(Y_A - Y_B | SD - X)$, SD et X variables socio-démographiques et autres

Cadre de travail: les valeurs manquantes (modèle de Rubin)

N	Mode	Y	Y^A	Y^B
1	A	1	1	?
2	A	0	0	?
3	B	0	?	0
4	B	1	?	1

Chaque individu n'a répondu que sur un mode.

Or on a besoin de la valeur contrefactuelle sur l'autre mode... qui est manquante.

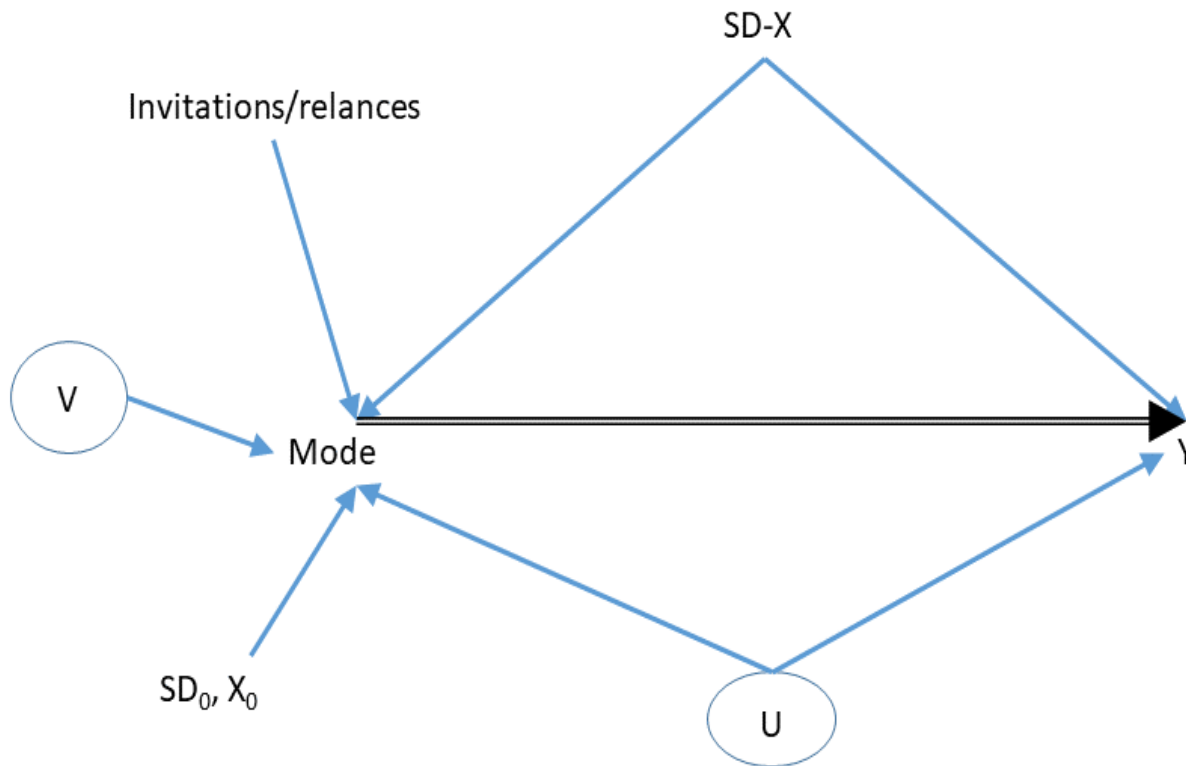
Problème fondamental de l'estimation causale (Holland, 1986 ; Imbens & Rubin, 2015)

➔ Traitement adéquat du biais de mesure= Imputation

Estimation de l'effet causal (1)

Etape 1

- Diagramme acyclique dirigé (DAG) (Pearl, 2009)
 - Identification des facteurs de confusion :



- H1 : Tous les back-door paths entre M et Y comportent des variables mesurées contrôlables permettant de les bloquer
- H2 : Il n'existe pas de sélection sur les inobservables : tous les facteurs de confusion sont observés
- H3 : Il n'existe pas de sélection du mode en fonction de Y

- H1,2 : Indépendance conditionnelle : $(Y^A, Y^B) \perp Mode | SD, X$
- H3 : Positivité : $0 < P(M = 1 | SD, X) < 1$
- H4 : SUTVA...

Estimation de l'effet causal (2)

Etape 2: l'estimation via le score de propension

1. Estimation du score de propension ps
2. Tronquage de ps : sélection de A' et B' au sein de A et B (support commun)
Sélection d'individus comparables! Cf. modèle de Rubin (Crump, 2006)
Pondération: $W_{ATE} = 1_B \times \frac{w}{ps} + (1 - 1_B) \times \frac{w}{1-ps}$
 w =poids calé initial de la base, ps =propensity score
3. Vérification de l'équilibrage de A' et B' (retour en 1 éventuel)
 - 4.1 Régression ajustée des facteurs de confusion, pondérée W_{ATE}
 - 4.2 Régressions ajustées par subclassification (stratifiées) sur le ps

Méthodes doublement robustes (Imbens & Rubin, 2015)

Estimation de l'effet causal (3)

Etape 2: l'estimation par la prédiction

Prédiction des réponses contrefactuelles dans chacun des modes

1. Estimation du modèle de réponse Y dans l'échantillon du mode de référence A ($M=0$): $Q_0(M = 0, SD_X)$
2. Application des paramètres du modèle à l'échantillon du mode B ($M=1$) (scoring) : $Q_0(M = 1, SD_X)$
3. Soustraction des deux moyennes contrefactuelles (pondérées)
 $(\bar{Q}_0(1, SD - X) - \bar{Q}_0(0, SD_X))$

Estimation de l'effet causal (4)

Remarque théorique sur l'estimation causale

- Sous les hypothèses classiques de l'estimation causale, on a identité entre:
 - l'estimation obtenue par IPTW (ATE)
 - l'estimation obtenue par soustraction des prédictions contrefactuelles (G-computation)
- $\Psi_0 = E_{\mathbb{P}_0}(\bar{Q}_0(1, SD - X) - \bar{Q}_0(0, SD - X)) = E_{\mathbb{P}_0}\left(\frac{Y(2M-1)}{l\bar{G}_0(A, W)}\right),$
 - $\mathbb{P}_0$ = vraie loi du phénomène (jeu de données)
 - M = traitement $\in \{0, 1\}$,
 - Q_0 = prédiction contrefactuelle sous la vraie loi
 - G_0 = score de propension sous la vraie loi, lG_0 fonction de G_0 pour pondération ATE
 - W = contexte ou attributs des observations (facteurs de confusion et autres)

Justification pratique : (Austin, 2014; Park, Kim, & Park, 2016) ; théorique (Imbens & Rubin, 2015; Rose & Van der Laan, 2011)

Attention ! Valable sur les individus comparables!

Que faire pour corriger après l'estimation causale

Plusieurs choix

1. Imputer TOUTES les observations du mode B $\Rightarrow$ massif!
 - (Suzer-Gurtekin, 2013; Park, Kim, & Park, 2016; Austin, 2014)
 - Problème : validité du modèle hors support commun !
2. Imputer TOUTES les observations du support commun B'
 - Parcimonieux et meilleur sur le plan méthodologique
3. Imputer les seules observations de B' qui portent l'effet de mesure
 - Plus parcimonieux et encore meilleur sur le plan méthodologique
4. Trouver un système de pondération qui permette de fournir les prévalences contrefactuelles ?

Stratégie en 4 étapes

1. Fabriquer le score de propension
 - Plein de variantes possibles (non présentées)
2. Fabriquer un support d'imputation (sous partie du support commun)
 - 3 variantes présentées
3. Identifier les individus portant le biais de mesure BM ; en sélectionner et les mettre à valeur manquante
 - 3 variantes présentées
4. Imputer la valeur contrefactuelle sur ces individus
 - 3 variantes présentées

Exemple de CVS-VVS

- Cadre de vie et sécurité (CVS) : annuelle depuis 2007, face-à-face + audio-CASI pour les questions les plus sensibles
 - Taux de réponse de 63% en 2013, n=14 585
- VVS : expérimentation ponctuelle Internet/papier
 - Taux de réponse 32% en 2013
 - **Papier et Internet** confondus ici: n=12 896
- Deux tirages indépendants (Razafindranovona, 2016)
- Cadre de travail: design stratifié **(situation fictive)**
 - Comparaison à CVS classique
 - On ne redresse pas VVS relativement à CVS (comme dans une expérimentation): **les deux échantillons forment un tout et sont redressés ensemble**

Les variables

- 8 Socio-démographiques (SD): variables de calage de CVS classique
 - Sexe, âge (6 catégories, de 14 ans à 70 ans et plus), taille d'unité urbaine (4 cat.), diplôme (6 cat.), type de ménage (4 cat.), la CSP (9 cat.), le type de logement (2 cat.) et le statut d'occupation du logement (2 cat.)
- 4 variables ancillaires d'opinions (X) utilisées (parmi 14)
 - Opinion sur la police et sur sa présence; sentiment d'insécurité au domicile et dans le quartier
- 6 variables cibles binaires (Y): (occurrence 24 derniers mois)
 - Vol avec violence; vol sans violence; violence physique; cambriolage; vol de véhicule, menaces

Représentativité: écart au recensement (1)

	Cat.	CVS	VVS	CVS-VVS
Âge	6	9.2	9.6	9.1
Sexe	2	7.2	0.5	4.6
Diplôme	6	4.2	8.3	3.2
TUU	4	2.6	2.0	1.5
Type de ménage	4	19.7	19.6	19.5
PCS	8	5.6	6.3	5.4
Type de logement	2	16.1	11.1	5.4
Statut d'occupation	2	9.5	9.6	2.0
MOYENNE		9.3	8.4	6.3

Données pondérées par le poids de sondage

→ A première vue:
VVS seul comparable à CVS
CVS-VVS apparaît meilleur

$$d_{indicatrice} = \frac{100 \times (p_B - p_A)}{\sqrt{(p_A q_A + p_B q_B) / 2}}; D_C = D_{catégorielle} = \frac{\sum_{i=1}^m |d_i|}{m}$$

Représentativité: écart au recensement (2)

- Indicateur R (Bethlehem et al. 2009)
 - Les 8 variables de calage
 - Sans interaction (R1)
 - Avec toutes les interactions bivariées (R2)

	R1	R2
CVS	0,81	0,76
VVS	0,82	0,63
CVS-VVS	0,78	0,69

Données pondérées par le poids de sondage

- ➔ Suivant R1: les trois designs se valent
- ➔ Suivant R2 (plus strict): CVS largement meilleur

Dans tous les cas, le multimode stratifié (fictif) est moins bon que l'enquête originale

Les 4 variables ancillaires X (1)

distribution (pourcentages calés, chaque enquête séparément)

		Souvent	De temps en temps	Rarement	Jamais	
Sentiment insécurité domicile	CVS	2.4	7.1	7.7	82.8	
	VVS	4.6	18.3	35.1	42.0	
		Souvent	De temps en temps	Rarement	Jamais	
Sentiment insécurité quartier	CVS	2.7	9.3	10.2	77.8	
	VVS	6.6	23.5	37.4	32.5	
		Très satisfaisante	Satisfaisante	Peu satisfaisante	Pas du tout satisfaisante	Pas d'opinion
Action police en général	CVS	2.4	47.5	35.9	7.9	6.3
	VVS	3.3	44.1	33.7	6.5	12.5
		Suffisante	Excessive	Insuffisante	Inexistante alors que nécessaire	Inexistante mais pas nécessaire
Présence police quartier	CVS	47.6	1.6	21.5	11.2	18.2
	VVS	42.0	2.1	30.0	9.6	16.3

Les 4 variables ancillaires X (2)

Intérêt, problèmes et solutions

- Intérêt: liées aux victimations et au mode
- Problème: distribution très différentes dans les deux enquêtes
 - ⇒ soupçon de biais de mesure
 - ⇒ pas utilisable pour le score (pas pré-traitement). Sauf ...?
- Seront mobilisées pour l'estimation de l'effet causal
 - ⇒ Indicatrices (2 opinions police)
 - ⇒ Score ridit (2 sentiments d'insécurité)

Apparté: le score ridity (Bross, 1958)

Pour une variable catégorielle ordonnée à M catégories ($m \in \{1, \dots, M\}$)

- Pour $m = m_0$:
$$ridit(m_0) = \frac{\sum_i (w_i 1_{(m > m_0)_i}) + \frac{\sum_i w_i 1_{(m = m_0)_i}}{2}}{\sum w_i}$$
- *ridit* est un rang: $ridit \in]0, 1[$

Calculé séparément dans CVS et VVS, le *ridit* neutralise la difference de quotation (le *ridit* est relatif)

Victimations

Proportions dans les différents échantillons

	Référence		Avant correction				
	CVS calé seul (ref)		VVS seul (calé)		CVS-VVS (calée)		
	Mean	Stderr	Mean	Stderr	Mean	Stderr	Ratio/ ref
Vol avec violence	0.99%	0.08%	2.88%	0.15%	1.63%	0.08%	1.64
Vol sans violence	2.78%	0.14%	6.44%	0.22%	4.16%	0.12%	1.50
Violence physique	2.20%	0.12%	2.90%	0.15%	2.28%	0.09%	1.04
Cambriolage	3.74%	0.16%	6.44%	0.22%	4.89%	0.13%	1.31
Vol de véhicule	4.52%	0.17%	5.89%	0.21%	5.06%	0.13%	1.12
Menaces	4.53%	0.17%	7.68%	0.23%	5.48%	0.14%	1.21
MOYENNE	3.13%		5.37%		3.92%		1.25

Très fortes différences entre CVS et VVS

L'échantillon agrégé présente des proportions bien plus élevées (25% en moyenne)

1. Le score de propension

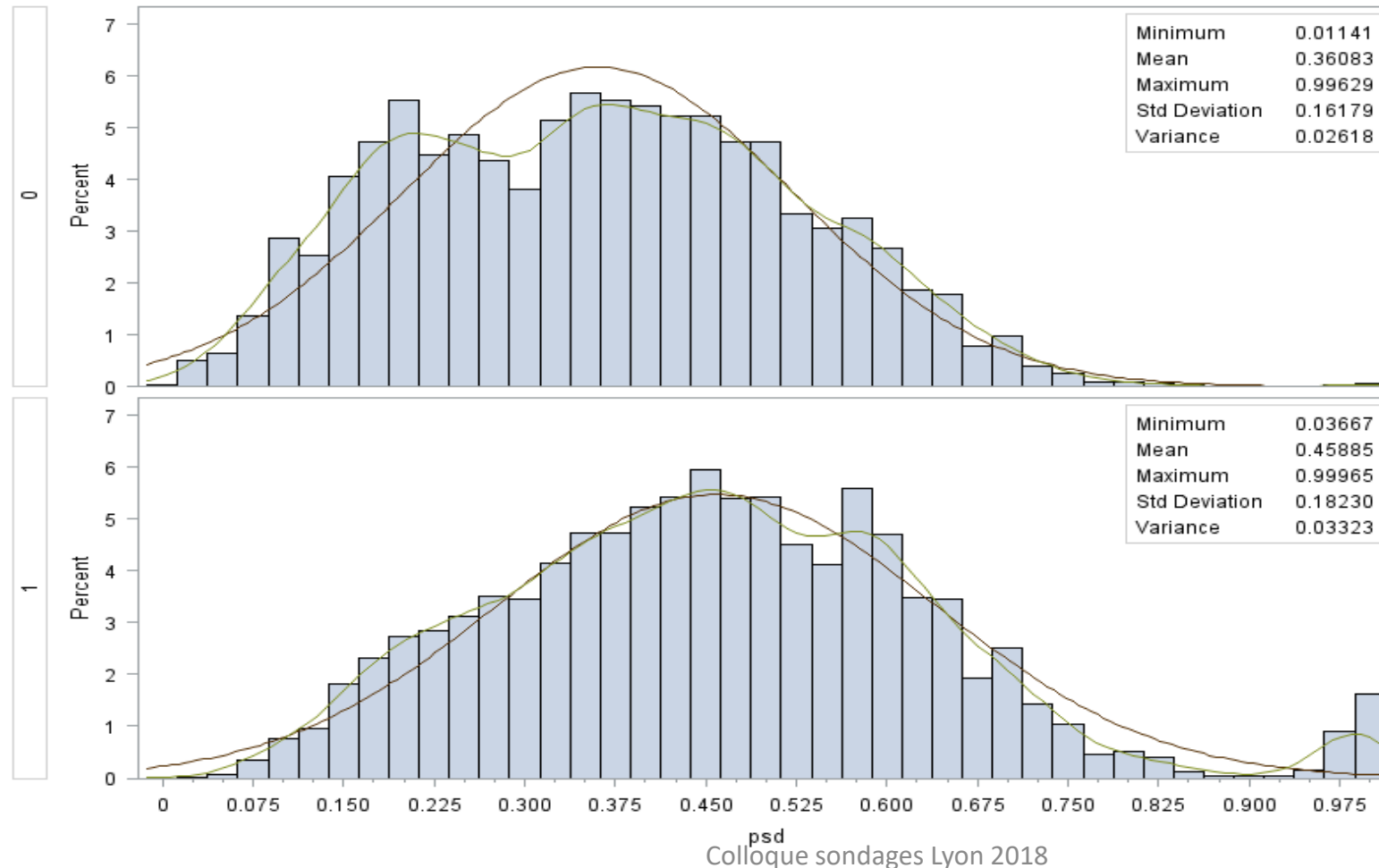
principe et choix des variables

- Modéliser l'appartenance à VVS plutôt que CVS
 - On garde les poids calés initiaux w
- Variables:
 - Les variables SD ($n=8$)
 - Toutes les interactions bivariées (Imbens & Rubin, 2015)
- Les variables ancillaires X ?
 - Oui, si non soumises à effet de mesure: **variables pré-traitement** (Rubin, 2007)
 - Non dans notre cas (ce sera discuté) ; mais elles serviront pour les imputations

1. Le score de propension

Distribution

- Régression logistique; 8 variables SD plus leurs interactions bivariées (28 effets)



CVS: 65 observations
hors SC

VVS: 52 observations
hors SC

1. Estimation de l'effet de mesure (1)

Pondération ATE et équilibrage

- Pondération ATE (average treatment effect) de CVS-VVS
- $W_{ATE} = 1_{VVS} \times \frac{w}{ps} + (1 - 1_{VVS}) \times \frac{w}{1-ps}$
- w =poids calé initial de CVS-VVS, ps =propensity score

	Cat.	D _c
Âge	6	0.60
Sexe	2	0.89
Diplôme	6	1.23
Tuu	4	1.18
Type de ménage	4	0.99
PCS	8	0.63
Type de logement	2	0.72
Statut d'occupation	2	0.66
MOYENNE		0.86

1. Estimation de l'effet de mesure (2)

Equilibrage des ancillaires (pondération ATE)

		Cat.	<i>d</i>
Sentiment insécurité domicile (ordonné)	Brute	4	-71.75
	Binarisée	2	-13.28
	Ridit	4	1.46
Sentiment insécurité quartier (ordonné)	Brute	4	-81.61
	Binarisée	2	-18.43
	Ridit	4	-0.37
Action police en général (nominale)	Très satisfaisante	2	4.19
	Satisfaisante	2	-3.59
	Peu satisfaisante	2	-6.75
	Pas du tout satisfaisante	2	-5.46
	Pas d'opinion	2	19.73
Présence police dans le quartier (nominale)	Suffisante	2	-13.24
	Excessive	2	2.62
	Insuffisante	2	20.30
	Inexistante mais requise	2	-4.06
	Inexistante mais inutile	2	-3.80

1. Estimation de l'effet de mesure (3)

Estimation de l'effet causal du mode (biais de mesure)

- Méthode doublement robuste : régression ajustée pondérée ATE (Imbens & Rubin, 2015)
 - Les 8 variables SD en effet propre ; 4 variables ancillaires (8 indicatrices et 2 riddit)

	Avant imputation				
	Effet	StdErr	LCL	UCL	Probt
Vol avec violence	1.74%	0.16%	1.43%	2.06%	0.0000
Vol sans violence	3.88%	0.25%	3.39%	4.36%	0.0000
Violence physique	0.75%	0.18%	0.39%	1.11%	0.0000
Cambriolage	2.99%	0.27%	2.47%	3.52%	0.0000
Vol de véhicule	1.32%	0.27%	0.79%	1.84%	0.0000
Menaces	3.03%	0.28%	2.48%	3.58%	0.0000
MOYENNE	2.29%				

2. Support d'imputation et support commun

- Support commun SC (ici)
 - ≡ plage de valeurs commune aux deux échantillons (définition)
 - Sert à l'estimation de l'effet de mesure
- Support d'imputation SI (ici)
 - ≡ observations utilisées pour corriger l'effet de mesure (définition)
 - Obtenu ici par appariement ou sondage équilibré

2. Support d'imputation

Etape 2: trois variantes

- 2A : appariement exact sur le score de propension: jumeaux parfaits sur les 8 variables SD
- 2B : appariement laxo ou inexact (caliper=0,1) sur le score (sans contrainte d'égalité)
- 2C : tirage équilibré

3. Identification des individus à imputer dans le SI

Etape 3

La question est celle:

1. Du contrefactuel : la valeur de Y qu'aurait dû déclarer un individu ayant répondu sur Internet (dans VVS) s'il avait répondu en face-à-face (dans CVS)
2. De la distance au contrefactuel

3. Identification des individus à imputer dans le SI

Etape 3: Définition du contrefactuel et des candidats à imputation (1)

$y_{i,VVS}^0$ (contrefactuel) est dérivé d'une prédiction par un modèle estimé dans CVS_{SI} , $\hat{y}_{i, CVS} \in [0,1]$, dont on applique les coefficients à VVS_{SI} pour obtenir $\hat{y}_{i,VVS}^{CVS_{SI}} \in [0,1]$ la probabilité de déclaration d'une victimation (scoring)

- $y_{i,VVS}^0 = gf(\hat{y}_{i,VVS}^{CVS_{SI}})$, où
 - $f: [0,1] \rightarrow \{0,1,.\}$, fonction de mise à valeur manquante (i.e. de candidature à l'imputation)
 - g , procédure d'imputation

⇒ Il faut définir les cas où $f = .$

⇒ Il faut définir g , la fonction d'imputation

3. Identification des individus à imputer dans le SI

Etape 3: Définition du contrefactuel et des candidats à imputation (2)

Variante 3A: paramétrage de f

- $\forall i, y_{i,VVS_{SI}} \neq y_{i,CVS_{SI}} \Rightarrow f = .$, où i désigne la paire exacte
- Utilisable uniquement dans l'appariement exact 1-1

3. Identification des individus à imputer dans le SI

Etape 3: Définition du contrefactuel et des candidats à imputation (2)

Variante 3B: paramétrage de f

- $y_{i,VVS} = 1$ et $\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} < fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \Rightarrow f = .$

Seules les victimations apparemment indûment déclarées sont imputées

- *fractile* choisi de façon que l'on ait égalité des victimations au sein du support d'imputation

$$\bar{Y}_{CVS_{SI}} = \bar{Y}_{VVS_{SI}}^0, \text{ soit: } \frac{\sum_{i \in CVS_{SI}} w_i y_i}{\sum_{i \in CVS_{SI}} w_i} = \frac{\sum_{i \in VVS_{SI}} w_i y_i^*}{\sum_{i \in VVS_{SI}} w_i}, y_i^* \in \{y_{i,VVS_{SI}}^0, y_{i,VVS_{SI}}\}$$

(pour ce calcul, on fait l'hypothèse que l'imputation sera un 0)

3. Identification des individus à imputer dans le SI

Etape 3: Définition du contrefactuel et des candidats à imputation (3)

Variante 3C : paramétrage de f

- $f = .$ lorsque:
$$\begin{cases} y_{VVS} = 1 \text{ et } \hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} < fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \\ y_{VVS} = 0 \text{ et } : \hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} \geq 100 - fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \end{cases} \quad \text{ou}$$

Victimations ET absences de victimations apparemment indûment déclarées sont imputées

- *fractile* choisi *a priori* (par exemple, 75% d'observations apparemment les moins concordantes avec le contrefactuel)
- Puis sélection **aléatoire** des observations à imputer de façon que l'on ait égalité des victimations au sein du support d'imputation:

$$\bar{Y}_{CVS_{SI}} = \bar{Y}_{VVS_{SI}}^0, \text{ soit: } \frac{\sum_{i \in CVS_{SI}} w_i y_i}{\sum_{i \in CVS_{SI}} w_i} = \frac{\sum_{i \in VVS_{SI}} w_i y_i^*}{\sum_{i \in VVS_{SI}} w_i}, y_i^* \in \{y_{i,VVS_{SI}}^0, y_{i,VVS_{SI}}\}$$

(pour ce calcul, on fait l'hypothèse que les 1 seront imputés en 0 et réciproquement)

4. Fonctions d'imputations

Etape 4: l'imputation

3 variantes

- Variante 4A :

- $g = Id$
- $\forall i, f = . \Rightarrow y_{i,VVS_{SI}}^0 = y_{i,CVS_{SI}}$

- Variante 4B :

- $g = 0$
- $\forall i, f = . \Rightarrow y_{i,VVS_{SI}}^0 = 0$

- Variante 4C :

- g obtenu par imputations multiples
- $\forall i, f = . \Rightarrow y_{i,VVS_{SI}}^0 = \hat{y}_i (SD, X)_{VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}$

Exemple 1: 2A, 3A, 4A

Présentation

- Support d'imputation 2A:
 - **Appariement 1-1 exact sur les 8 SD**
 - **7253 paires de jumeaux SD**
- Fonction de candidature à l'imputation 3A:
 - Dès qu'une différence de Y est constatée au sein de chaque paire exacte
 - $\forall i, y_{i,VVS_{SI}} \neq y_{i,CVS_{SI}} \Rightarrow f = .$
- Fonction d'imputation 4A:
 - Le contrefactuel est la valeur Y portée par le jumeau au sein de la paire
 - $y_{i,VVS_{SI}}^0 = g(y_{i,CVS_{SI}}) = y_{i,VVS_{SI}}^0, g = Id$

Exemple 1: Variante 2A, 3A, 4A

Nombre d'imputations et d'individus imputés

Nombre d'écarts	Nombre d'individus	Proportion		Variable	Imputations	Proportion
0	10610	82.3%		Vol avec violence	211	1.6%
1	1650	12.8%		Vol sans violence	583	4.5%
2	500	3.9%		Violence physique	283	2.2%
3	101	0.8%		Cambriolage	703	5.5%
4	27	0.2%		Vol de véhicule	582	4.5%
5	6	0.0%		Menaces	741	5.7%
6	2	0.0%				
Total	12896					
≥1 écart	2286	17.7%		Total	3103	4.0%

Exemple 1: Variante 2A, 3A, 4A

Effet sur les prevalences dans le SI: ttests pondérés

	Mean	LCL	UCL	Probt
Vol avec violence	0.10%	-0.21%	0.42%	0.5157
Vol sans violence	-0.11%	-0.62%	0.40%	0.6748
Violence physique	-0.13%	-0.56%	0.31%	0.5679
Cambriolage	0.16%	-0.47%	0.78%	0.6263
Vol de véhicule	0.34%	-0.32%	0.99%	0.3106
Menaces	-0.35%	-0.99%	0.29%	0.2843

Exemple 1: Variante 2A, 3A, 4A

Prévalences imputées

	CVS seul (référence)		CVS-VVS PRE imputation (base)			CVS-VVS imputé	
	Mean		Mean	Ratio/ ref		Estimate	Ratio/ ref
Vol avec violence	0.99%		1.63%	1.64		1.33%	1.34
Vol sans violence	2.78%		4.16%	1.50		3.35%	1.21
Violence physique	2.20%		2.28%	1.04		2.20%	1.00
Cambriolage	3.74%		4.89%	1.31		4.17%	1.11
Vol de véhicule	4.52%		5.06%	1.12		4.86%	1.08
Menaces	4.53%		5.48%	1.21		4.88%	1.08
MOYENNE	3.13%		3.92%	1.25		3.46%	1.11

Exemple 1: Variante 2A, 3A, 4A

Effet sur l'estimation causale

	Pré imputation				Post imputation		
	Effet	StdErr	P		Effet	StdErr	P
Vol avec violence	1.74%	0.16%	0.0000		0.98%	0.14%	0.0000
Vol sans violence	3.88%	0.25%	0.0000		1.66%	0.22%	0.0000
Violence physique	0.75%	0.18%	0.0000		0.57%	0.18%	0.0013
Cambriolage	2.99%	0.27%	0.0000		0.95%	0.24%	0.0001
Vol de véhicule	1.32%	0.27%	0.0000		0.69%	0.26%	0.0077
Menaces	3.03%	0.28%	0.0000		1.49%	0.26%	0.0000
MOYENNE	2.29%				1.06%		

Support d'imputation: n=7253 paires

Analyse doublement robuste: pondération ATE, ajustement sur le quintile de score de propension, les 8 SD et les quatre ancillaires X en 8 indicatrices et 2 riddit

Problème : pas de variance d'imputation, p-values sous-estimées

Exemple 2: Variante 2B, 3B, 4B

appariement laxe, contrefactuel prédit, imputation déterministe

- 2B: Appariement laxe :
 - même score, caliper de 0,1 *standard deviation* du score
 - **Support d'imputation (SI) de 11301 paires**
- 3B: définition de f : distance des victimations au contrefactuel:
 - $\forall i, y_{i,VVS_{SI}} = 1$ et $\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} < fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \Rightarrow f(y_{i,VVS_{SI}}) = .$
- 4B: Imputation systématique déterministe
 - Les y_i manquants à l'étape 3B sont recodés à 0: $g=0$
i.e. $\forall i, f(y_{i,VVS_{SI}}) = . \Rightarrow gf(y_{i,VVS_{SI}}) = 0$
 - Fractile bien choisi

On nie les victimations apparemment indûment déclarées

Exemple 2: Variante 2B, 3B, 4B

Nombre d'imputations et d'individus imputés

	Dans le support d'imputation (n=11301)				Dans VVS (n=12896)
	Nombre d'imputations	Victimations initiales	Ratio		Proportion d'imputations
Vol avec violence	201	273	73.6%		1.6%
Vol sans violence	424	673	63.0%		3.3%
Violence physique	78	283	27.6%		0.6%
Cambriolage	348	747	46.6%		2.7%
Vol de véhicule	119	631	18.9%		0.9%
Menaces	331	812	40.8%		2.6%
Total	1501	3419	43.9%		1.9%
Nombre d'individus	1282	11301	11.3%		9.9%

Exemple 2: Variante 2B, 3B, 4B

Effet sur les prevalences dans le SI: ttests pondérés

	Mean	StdErr	Probt
Vol avec violence	-0.08%	0.13%	0.5362
Vol sans violence	0.01%	0.20%	0.9467
Violence physique	-0.01%	0.18%	0.9367
Cambriolage	-0.02%	0.26%	0.9518
Vol de véhicule	-0.02%	0.29%	0.9491
Menaces	0.00%	0.27%	0.9883
MOYENNE (abs)	0.02%		

Support d'imputation: n=11301 paires

Pas de variance d'imputation calculable

Exemple 2: Variante 2B, 3B, 4B

Prévalences imputées

	CVS seul (référence)			CVS-VVS PRE imputation (base)				CVS-VVS imputé 3B-4B		
	Mean	StdErr		Mean	StdErr	Ratio/ ref		Mean	StdErr	Ratio/ ref
Vol avec violence	0.99%	0.08%		1.63%	0.08%	1,64		1.07%	0.06%	1,08
Vol sans violence	2.78%	0.14%		4.16%	0.12%	1,50		2.92%	0.10%	1,05
Violence physique	2.20%	0.12%		2.28%	0.09%	1,04		2.07%	0.09%	0,94
Cambriolage	3.74%	0.16%		4.89%	0.13%	1,31		3.85%	0.12%	1,03
Vol de véhicule	4.52%	0.17%		5.06%	0.13%	1,12		4.72%	0.13%	1,04
Menaces	4.53%	0.17%		5.48%	0.14%	1,21		4.42%	0.12%	0,98
MOYENNE	3.13%			3.92%		1,25		3.18%		1,02

Support d'imputation: n=11301 paires

Exemple 2: Variante 2B, 3B, 4B

Effet sur l'estimation causale

	CVS-VVS				Imputation déterministe 3B-4B		
	Effet	StdErr	Probt		Effet	StdErr	Probt
Vol avec violence	1.74%	0.16%	0.0000		0.21%	0.12%	0.0825
Vol sans violence	3.88%	0.25%	0.0000		0.51%	0.20%	0.0097
Violence physique	0.75%	0.18%	0.0000		0.17%	0.17%	0.3179
Cambriolage	2.99%	0.27%	0.0000		0.06%	0.23%	0.7905
Vol de véhicule	1.32%	0.27%	0.0000		0.42%	0.26%	0.1019
Menaces	3.03%	0.28%	0.0000		0.25%	0.25%	0.3171
MOYENNE	2.29%				0.27%		

Support d'imputation: n=11301 paires

Pas de variance d'imputation calculable, StdErr et Probt sous-estimées

Exemple 3: variante 2B, 3C, 4C

appariement laxe, contrefactuel prédit, imputation stochastique

- 2B: Appariement laxe
- 3C: Identification des candidats à l'imputation
 - SI $\begin{cases} y_{VVS} = 1 \text{ et } \hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} < fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \\ y_{VVS} = 0 \text{ et } : \hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}} \geq 100 - fractile(\hat{y}_{i,VVS_{SI}}^{CVS_{SI}}) \end{cases}$ ou
 - ALORS $f(y_{VVS}) = .$
 - Définition d'un *fractile* pris assez grand :
 - Tirage **aléatoire** d'observations tel qu'après imputation, on ait égalité des victimations dans CVS_{SI} et VVS_{SI} (pondérés)
- 4C: Imputations multiples (n=5): ps , 4 auxiliaires (8 indicatrices et 2 ridit)

On impute certaines victimations ET absences de victimations apparemment indûment déclarées

Exemple 3: Variante 2B, 3C, 4C

Nombre d'imputations et d'individus imputés

	Dans le support d'imputation (n=11301)				Dans VVS (n=12896)
	Nombre d'imputations	Victimations initiales	Ratio		Proportion d'imputations
Vol avec violence	194	273	71.1%		1.5%
Vol sans violence	432	673	64.2%		3.3%
Violence physique	70	283	24.7%		0.5%
Cambriolage	348	747	46.6%		2.7%
Vol de véhicule	109	631	17.3%		0.8%
Menaces	363	812	44.7%		2.8%
Total	1516	3419	44.3%		2.0%
Nombre d'individus	1282		11,3%		9,9%

Exemple 3: Variante 2B, 3C, 4C

Effet sur les prevalences dans le SI: ttests pondérés

	Mean'	StdErr'	Probt'
Vol avec violence	-0.01%	0.13%	0.9681
Vol sans violence	-0.04%	0.21%	0.8601
Violence physique	0.10%	0.18%	0.5668
Cambriolage	0.05%	0.26%	0.8377
Vol de véhicule	0.05%	0.29%	0.8751
Menaces	-0.09%	0.28%	0.7589
MOYENNE (abs)	0.06%		

Support d'imputation: n=11301 paires

Mean' et StdErr', obtenus à l'issue d'imputations multiples (n=5)

Variance d'imputation < 0,5%.

Exemple 3: Variante 2B, 3C, 4C

Prévalences imputées

	CVS seul (référence)			CVS-VVS PRE imputation (base)			CVS-VVS imputé 3C-4C		
	Mean	StdErr		Mean	StdErr	Ratio/ ref	Mean'	StdErr'	Ratio/ ref
Vol avec violence	0.99%	0.08%		1.63%	0.08%	1,64	1.10%	0.06%	1,10
Vol sans violence	2.78%	0.14%		4.16%	0.12%	1,50	2.90%	0.10%	1,04
Violence physique	2.20%	0.12%		2.28%	0.09%	1,04	2.11%	0.09%	0,96
Cambriolage	3.74%	0.16%		4.89%	0.13%	1,31	3.88%	0.12%	1,04
Vol de véhicule	4.52%	0.17%		5.06%	0.13%	1,12	4.74%	0.13%	1,05
Menaces	4.53%	0.17%		5.48%	0.14%	1,21	4.39%	0.13%	0,97
MOYENNE	3.13%			3.92%		1,25	3.19%		1,02

Support d'imputation: n=11301 paires

Mean' et StdErr' sont obtenus à l'issue d'imputations multiples (n=5)

Variance d'imputation < 0,5%.

Exemple 3: Variante 2B, 3C, 4C

Effet sur l'estimation causale

	CVS-VVS				Imputation stochastique 3C-4C		
	Effet	StdErr	Probt		Effet	StdErr	Probt
Vol avec violence	1.74%	0.16%	0.0000		0.27%	0.14%	0.0492
Vol sans violence	3.88%	0.25%	0.0000		0.57%	0.23%	0.0123
Violence physique	0.75%	0.18%	0.0000		0.29%	0.19%	0.1305
Cambriolage	2.99%	0.27%	0.0000		0.00%	0.25%	0.9851
Vol de véhicule	1.32%	0.27%	0.0000		0.23%	0.28%	0.4076
Menaces	3.03%	0.28%	0.0000		0.25%	0.27%	0.3665
MOYENNE	2.29%				0.27%		

Support d'imputation: n=11301 paires

5 imputations multiples

Exemple 4: Variante 2C, 3C, 4C

Tirage équilibré, contrefactuel prédit, imputation stochastique

Idée : s'affranchir de la notion d'appariement: viser le support commun de CVS (= CVS_{SC})

- Contraintes générales d'équilibrage $\sum_{k \in S} \frac{X_k}{\pi_k} = \sum_{k=1}^N X_k$

- Ici: $\sum_{k \in S} \frac{w_k X_k}{\pi_k} = \sum_{k=1}^{N_{VVS}} v_k X_k$,

- S est l'échantillon équilibré tire dans VVS

- v_k =poids calé de VVS sur CVS_{SC}

- w_k =poids calé initial CVS-VVS

- $\pi_k = v_k / w_k \in]0, 1]$, $\Rightarrow \pi'_k = \frac{(N_{VVS}-1)}{N_{VVS}} \frac{\pi_k}{\max_{k \in [1, N_{VVS}]}(\pi_k)}$

Défaut: tirage de taille inconnue: ici, N_S=4523

Exemple 4: Variante 2C, 3C, 4C

Nombre d'imputations et d'individus imputés

	Dans le support d'imputation (n=4523)				Dans VVS (n=12896)
	Nombre d'imputations	Victimations initiales	Ratio		Proportion d'imputations
Vol avec violence	84	84	100.0%		0.7%
Vol sans violence	156	185	84.0%		1.2%
Violence physique	24	61	39.0%		0.2%
Cambriolage	110	181	61.0%		0.9%
Vol de véhicule	65	167	39.0%		0.5%
Menaces	143	176	81.0%		1.1%
Total imputations	582	854	68.1%		0,8%
Nombre d'individus	485				3,8%

Exemple 4: Variante 2C, 3C, 4C

Prévalences imputées

	CVS seul (référence)		CVS-VVS PRE imputation (base)			CVS-VVS POST imputation 3C-4C	
	Mean		Mean	Ratio/ ref		Mean	Ratio/ ref
Vol avec violence	0.99%		1.63%	1.64		1.43%	1.44
Vol sans violence	2.78%		4.16%	1.50		3.75%	1.35
Violence physique	2.20%		2.28%	1.04		2.22%	1.01
Cambriolage	3.74%		4.89%	1.31		4.61%	1.23
Vol de véhicule	4.52%		5.06%	1.12		4.90%	1.08
Menaces	4.53%		5.48%	1.21		5.07%	1.12
MOYENNE	3.13%		3.92%	1.25		3.66%	1.17

Exemple 4: Variante 2C, 3C, 4C

Effet sur l'estimation causale

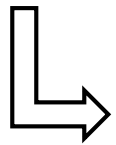
	Avant imputation					Imputations 3C-4C (n=5)			
	Mean	LCL	UCL	Probt		Est.	LCL	UCL	Probt
Vol avec violence	1.74%	1.43%	2.06%	0.0000		1.14%	0.84%	1.45%	0.0000
Vol sans violence	3.88%	3.39%	4.36%	0.0000		2.75%	2.26%	3.24%	0.0000
Violence physique	0.75%	0.39%	1.11%	0.0000		0.57%	0.19%	0.95%	0.0031
Cambriolage	2.99%	2.47%	3.52%	0.0000		2.04%	1.50%	2.58%	0.0000
Vol de véhicule	1.32%	0.79%	1.84%	0.0000		0.63%	0.08%	1.19%	0.0254
Menaces	3.03%	2.48%	3.58%	0.0000		2.02%	1.46%	2.58%	0.0000
MOYENNE	2.29%					1.53%			

Effet plutôt modeste.

Variance d'imputation <0,1%, 5 imputations.

Et le calage ? Une suggestion

Attention : un calage classique corrige le biais de composition, pas le biais de mesure !



1. Prédire un contrefactuel pour les observations VVS, Y_{VVS}^0

2. Calculer les prévalences globales mixtes (observées/contrefactuelles)

$$\overline{Y}_w^0 = \overline{\{Y_{CVS}, Y_{VVS}^0\}_w} = \frac{\sum_{i \in CVS} w_i y_i + \sum_{i \in VVS} w_i y_i^0}{\sum_{i \in \{CVS, VVS\}} w_i} \text{ avec les poids calés originaux } w.$$

- y_i^0 = probabilité que $y_i = 1$ d'après un modèle logistique estimé sur CVS_{SC} , appliqué à VVS_{SC} (scoring)
- (Ici on estime et applique sur l'ensemble car $CVS_{SC} \cong CVS$; $VVS_{SC} \cong VVS$)

- Imposer des cales $\overline{Y}_w^0$ en plus des cales originales
- Impossible de fixer séparément des cales Y pour CVS et VVS

Calage sur contrefactuel

Effet sur les prévalences

CVS seul (référence)				CVS-VVS (Base)			CVS-VVS Calage multimode		
	Mean	StdErr		Mean	StdErr		Mean	StdErr	Ratio/ réf
Vol avec violence	0.99%	0.08%		1.63%	0.08%		1.02%	0.06%	103%
Vol sans violence	2.78%	0.14%		4.16%	0.12%		2.59%	0.10%	93%
Violence physique	2.20%	0.12%		2.28%	0.09%		2.04%	0.09%	93%
Cambriolage	3.74%	0.16%		4.89%	0.13%		3.94%	0.12%	105%
Vol de véhicule	4.52%	0.17%		5.06%	0.13%		4.66%	0.13%	103%
Menaces	4.53%	0.17%		5.48%	0.14%		4.37%	0.12%	97%
MOYENNE	3.13%			3.92%			3.10%		99%

Résultats pour un calage multimode

Effet sur le biais de mesure

	CVS-VVS				CVS-VVS Calage multimode		
	Est.	StdErr	Probt		Est.	StdErr	Probt
Vol avec violence	1.73%	0.16%	0.0000		0.96%	0.13%	0.0000
Vol sans violence	4.10%	0.25%	0.0000		2.43%	0.20%	0.0000
Violence physique	0.75%	0.19%	0.0001		0.59%	0.18%	0.0010
Cambriolage	2.87%	0.27%	0.0000		2.09%	0.25%	0.0000
Vol de véhicule	1.14%	0.28%	0.0000		0.69%	0.27%	0.0104
Menaces	3.18%	0.29%	0.0000		2.45%	0.26%	0.0000
MOYENNE	2.29%				1.54%		

Biais de mesure estimé par une regression pondérée par le poids recalé ajustée sur toutes les variables SD et les 4 variables auxiliaires (indicatrices et ridit)

➔ **Théoriquement pas** un modèle causal doublement robuste. En pratique ici...

Résultats pour un calage sur contrefactuel statistiques de poids

- Pratiquement inchangées (ici)

Poids	Min	Max	CV
Initial	0.040	23.856	101.8
Calage multimode	0.019	24.916	104.1

Discussion: imputations (1)

- Principe très simple reposant sur
 - la définition du support commun/support d'imputation
 - La définition d'un contrefactuel (utilise l'égalité G-computation = IPTW)
- Utilisable dans tout design avec support commun/ support d'imputation
 - **L'efficacité** dépend de l'ampleur des corrections donc des **supports commun/d'imputation**
- Oscille entre une définition individuelle et échantillonnale du biais de mesure
- Large gamme de règles f et g imaginable
- Les modèles de prédiction doivent être bons
- Analyses de sensibilité :
 - Score de propension non paramétrique (boosting, bagging, forêts aléatoires...)
 - Prendre en compte les variables ancillaires dans le score ? (ridit, binarisation...)
 - Appariement avec différentes méthodes, randomiser les tris, bootstrap etc.

Discussion: imputations (2)

- Ne traite pas le biais de sélection (hors support commun)
 - Il peut être lui-aussi affecté d'un biais de mesure...
 - On peut le diminuer si on est plus laxé dans la définition du support commun (ou si on réitère l'appariement sur icelui)
- A adapter pour les variables Y continues
- Parcimonieux car traite **une partie** des observations du support commun: support d'imputation, puis fractile, puis éventuellement sélection aléatoire (3C-4C)
- Traite **étiologiquement** l'effet de mesure (conceptuellement adapté)
 - Au contraire du calage classique : (Buelens & van den Brakel, 2013)

Discussion: calage sur contrefactuel

- Peut (mal) traiter le biais de sélection (hors support commun)
 - Il peut être lui-aussi affecté d'un biais de mesure...
- Traitement **symptomatique** (conceptuellement inadapté)
- Méthode parcimonieuse en calculs
- Corrige les prévalences de façon un peu imprévisible
- Corrige mal l'effet causal du mode
- Peut conduire à des poids très élevés
- A adapter pour les variables Y continues
- Les modèles de prédiction doivent être bons!

Discussion générale (1)

que décider?

- Évaluer la représentativité de l'échantillon alternatif (VVS)
- Soupçonner un effet de sélection non-ignorable
 - Examiner les variables auxiliaires et ancillaires liées aux victimations
Exemple : trop de réponses des quartiers « riches », etc.
Calcul d'un R-indicateur idoine.
 - Peut-on le corriger avec une repondération (enrichie)?
 - Si oui, la méthode s'applique et corrige l'effet de mesure résiduel
 - Si non, la méthode s'applique et corrige l'effet de mesure et de sélection non-ignorable
- Evaluer la qualité de la mesure dans le mode alternatif
 - Examen de la littérature!
 - Si biais de mesure favorable, ne rien faire est une option, voire imputer le mode de référence historique

Discussion générale (2)

déontologie et long terme

- Imputer implique:
 - ne pas croire les répondants
 - être tributaire d'un modèle de données/collecte qui peut devenir obsolète
 - Par exemple: la part de l'Internet relativement au face-à-face augmente d'une enquête à l'autre
- Le doute radical et la rupture de séries sont inévitables

En conséquence, prudence !

Un échantillon de contrôle faciliter les estimations?

Enrichir au maximum les bases de sondages

Merci pour votre attention

Références

- Austin, P. C. (2014). Double propensity-score adjustment: A solution to design bias or bias due to incomplete matching. *Statistical methodes in medical research*, 0(0), 1-33.
doi:10.1177/0962280214543508
- Bethlehem, J., Cobben, F., & schouten, B. (2009). Des indicateurs de la représentativité aux enquêtes. *Techniques d'Enquêtes*(Recueil du symposium 2008 de Statistique Canada), 1-10.
- Blau, P. M. (2009). *Exchange and Power in social Life* (9th ed.). London: Transaction Publishers.
- Bross, I. D. J. (1958). How to use rilit analysis. *Biometrics*, 14(1), 18-38.
- Buelens, B., & van den Brakel, J. (2013). *Measurement error calibration in mixed-mode surveys*. Retrieved from The Hague/Heerlen
- Buelens, B., & van den Brakel, J. (2017). Comparing Two Inferential Approaches to Handling Measurement Error in Mixed-Mode Surveys. *Journal of Official Statistics*, 33(2), 513-531.
doi:10.1515/JOS-2017-0024
- Crump, R. K., Hotz, J. V., Imbens, G. W., & Mitnik, O. A. (2006). *Moving the Goalposts: Addressing Limited Overlap in Estimation of Average Treatment Effects by Changing the Estimand*. Retrieved from Bonn, Germany
- De Leeuw, E. D., Hox, J. J., & Dillman, D. A. (2008). *International handbook of survey methodology*. New York: Taylor and Francis.
- De Leeuw, E. D. (2010). Mixed-Mode Surveys and the Internet. *Survey Practice*, 3(6).
doi:10.29115/SP-2010-0030
- De Leeuw, E. D., & Hox, J. (2011). Internet surveys as part of a mixed mode design. In M. Das, P. Ester, & L. Kaczmirek (Eds.), *Social and behavioral research and the internet: advances in applied methods and research strategies* (pp. 45-76). New York: Taylor & Francis Group; 45–76.

- Dillman, D. A., Smyth, J. D., & Christian, L. M. (2014). *Internet, Mail, and Mixed Mode Surveys: The Tailored Design Method* (3rd ed.). Hoboken: John Wiley & Sons.
- Gouldner, A. (1960). The norm of reciprocity: A preliminary statement. *American sociological review*, 25(2), 161-178.
- Imbens, G. W., & Rubin, D. B. (2015). *Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences: An Introduction*. Cambridge, MA: Cambridge University Press
- Keusch, F. (2015). Why do people participate in Web surveys? Applying survey participation theory to Internet survey data collection. *Management review quarterly*(65), 183-216. doi:10.1007/s11301-014-0111-y
- Kolenikov, Kennedy, Mode effect analysis and adjustment in a split-sample mixed-mode Web/CATI survey, JSM 2013 Survey research methods section
- Keeter, S., & Weisel, R. (2015). *From telephone to the web: the challenge of mode interview effects in public opinion polls*. Retrieved from
- Mauss, M. (2007). *Essai sur le don. Forme et raison de l'échange dans les sociétés archaïques*: PUF.
- Mauz, E., von der Lippe, E., Allen, J., Schilling, R., Müters, S., Hoebel, J., . . . Lange, C. (2018). Mixing modes in a population-based interview survey: comparison of a sequential and a concurrent mixed-mode design for public health research. *Archives of public health*, 76(8). doi:10.1186/s13690-017-0237-1
- Medway, R., & Fulton, J. (2012). When more gets you less: a meta-analysis of the effect of concurrent web options on mail survey response rates. *Public Opinion Quarterly*, 76(733-746). doi:10.1093/poq/nfs047
- Millar, M. M., & Dillman, D. A. (2011). Improving response to web and mixed-mode. *Public Opinion Quarterly*, 75(2), 249-269. doi:10.1093/poq/nfr003

- Millar, M. M., O'Neill, A. C., & Dillman, D. A. (2009). *Are mode preference real?* Retrieved from Washington:
- Morgan, S. L., & Winship, C. (2015). *Counterfactuals and Causal Inference: Methods and Principles for Social Research* (2d ed.): Cambridge University Press.
- Olson, K., Smyth, J., & Wood, H. M. (2012). *Does giving people their preferred survey mode actually increase survey participation rates? An Experimental Examination*. Retrieved from Lincoln:
http://digitalcommons.unl.edu/sociologyfacpub/191?utm_source=digitalcommons.unl.edu%2Fsociologyfacpub%2F191&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages
- Park, Kim, Park, An imputation approach for handling mixed-mode surveys: *The annals of applied statistics* 2016, 10(2): 1063-1085
- Razafindranovona, T. (2016). *Exploitation de l'enquête expérimentale Vols, violence et sécurité*. Retrieved from Paris: www.insee.fr/fr/statistiques/2022146
- Smyth, J., Olson, K., & Kasabian, A. (2014). The Effect of Answering in a Preferred Versus a Non-Preferred Survey Mode on Measurement. *Survey Research Methods*, 8(3), 137-152.
- Van der Laan, M., & Rose, S. (2011). *Targeted learning. Causal inference for observational and experimental data*. New York: Springer
- Vannieuwenhuyze, J., & Loosveldt, G. (2013). Evaluating Relative Mode Effects in Mixed-Mode Surveys: Three Methods to Disentangle Selection and Measurement Effects. *Sociological Methods and Research*, 42(1).