1 Préparation de données

Étapes du nettoyage de données

Cette liste n'est pas séquentielle, il est surtout important de *tout* le faire.

- ☐ **Comprendre** la structure des données ;
  - › dimensions, types de variables, `str` et `summary`.
- ☐ **Visualiser** les données ;
  - › `head`, `summary` et graphiques exploratoires.
- ☐ **Mettre en forme** ***(format)*** les données ;
  - › Chaque ligne est une observation ;
  - › Chaque colonne est une variable ;
  - › Supprimer les doublons ;
- ☐ Vérifier et corriger les **types** de variables ;
  - › booléens, entiers, numériques, facteurs, chaines de caractères, dates, etc.
- ☐ **Manipuler** les **chaines** de caractères ;
  - › Corriger les typos ;
  - › Changer la casse avec `tolower` ;
  - › Extraire des informations avec les expressions régulières.
- ☐ Identifier les **données aberrantes** ;
  - › Mettre `NA` et gérer plus tard.
- ☐ **Détecter** les **erreurs** flagrantes ou les changements structurels dans les donnéesl
  - › Prendre compte des réformes ;
  - › Constater les structures importantes.
- ☐ **Augmenter** les données à l'aide d'autres sources ;
  - › optionnel.

2 Données manquantes

Le chapitre utilise la **mise en contexte** suivante :

- › Il y a une réclamation pour un accident d'auto en Ontario ;
- › Le contrat d'assurance couvre les frais médicaux ;
- › On désire calculer la probabilité de paiement (variable réponse) en fonction de :
  1. La gravité de l'accident (variable explicative) ;
     3 niveaux : mineur-majeur-catastrophique ;
  2. La souffrance du réclamant ;
     Échelle de 1 (peu) à 5 (beaucoup) ;

Problèmes de modélisation :

- › Comment analyser les données malgré les valeurs manquantes ?
- › Quels enjeux ou problèmes devrait-on considérer dans la modélisation ?

Terminologie

Notation

Y_{ij} : Valeur de la variable explicative j pour l'observation i où $j \in \{1, \dots, p\}$ et $i \in \{1, \dots, n\}$;

$\mathbf{Y}_{n\times p}$: Matrice contenant les données **complètes** ;

$\mathbf{Y}$ est partitionné en deux, $\mathbf{Y} = \{\mathbf{Y}_{obs}, \mathbf{Y}_{mis}\}$

$\mathbf{Y}_{obs}$: matrice avec les données ayant toutes les valeurs observées ;

$\mathbf{Y}_{mis}$: matrice avec les données comportant des valeurs manquantes ;

$\mathbf{R}_{n\times p}$: **Matrice de réponse** des variables indicatrices $R_{ij} = \mathbf{1}_{\{Y_{ij} \text{ observé}\}}$;

θ : **Paramètre de nuisance**

Mécanisme de non-réponse

La distribution de **R** est le *mécanisme de non-réponse* ;
Types de données manquantes :

1. **MCAR** : Missing Completely at Random ;
   - › Le patron de non-réponse (pattern of missing values) est indépendant des données **Y** ;
   - › Il s'ensuit que la probabilité de réponse $f(R|\mathbf{Y}, \theta)$ ne dépend pas des données complètes **Y** :
     $$f(R|\mathbf{Y}, \theta) = f(R|\theta)$$

   Exemple avec un θ de 10%

   On perd 10% des valeurs mesurées alors, $\forall i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, p\}$, la distribution du mécanisme de non-réponse :
   $$R_{ij} \sim \text{Bernoulli}(\theta = 10\%)$$

   - › Tester la différence de moyennes :

   $\mathcal{H}_0$: $\{p_{\text{Cat, mis}} - p_{\text{Cat, obs}} = 0\}$ et $\{p_{\text{Maj, mis}} - p_{\text{Maj, obs}} = 0\}$
   Est équivalent à tester :
   $\mathcal{H}_0$: les données sont MCAR
   avec un test du khi-carré de Pearson ;
2. **MAR** : Missing at Random ;
   - › La probabilité de réponse $f(R|Y, \theta)$ dépend seulement de variables qui ont été observées dans le jeu de données $\mathbf{Y}_{\text{obs}}$:
     $$f(R|\mathbf{Y}, \theta) = f(R|\mathbf{Y}_{\text{obs}}, \theta)$$
   - › Exemple de patients d'un hôpital : les données sont MAR lorsque la probabilité de non-réponse ne dépend pas de la qualité de vie sachant l'âge ;
3. **NMAR** : Not Missing at Random ;
   - › Le patron de non-réponse pour **Y** est relié à sa valeur et les variables observées ;

Ce même si ont conditionne sur les valeurs observées ;

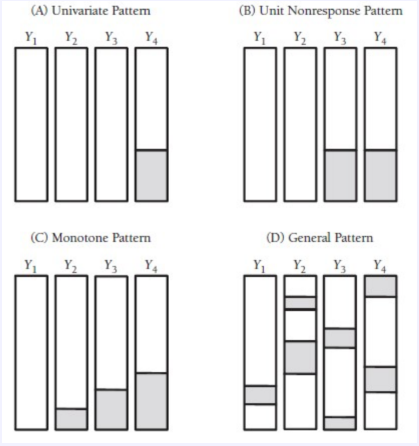
- La probabilité de réponse $f(R|\mathbf{Y},\theta)$ dépend également de $\mathbf{Y}_{\text{mis}}$ et ne peut pas être simplifiée ;
- Pour exemple, les patients malades ne répondent pas aux sondages en plus des patients plus jeunes et donc la probabilité de réponse dépend de la qualité de vie ;
- Pour exemple, la probabilité de réponse dépend d'une autre variable non observée ;

Visualisation et détection

Traiter les données manquantes

1. Détectez, visualisez et documentez les données manquantes ;
2. Identifier le patron de non-réponse ;

   Pour exemple, voici quelques patrons de non-réponse pour quelques variables :



3. Comparer les distributions des autres variables selon la valeur des variables indicatrices $R_{1j},\ldots,R_{nj}$;

Identification des types de non-réponse

- Pour les variables continues, on fait un **test** t **sur les différences de moyenne** au lieu du khi-carré de Pearson comme pour MCAR ;
- Problème de comparaisons multiples ;
- Le test MCAR de Little est peu utile, mais peut adresser le problème de comparaisons multiple avec un hypothèse testant toutes les variables ;

Traitement des données manquantes

En continuant la mise en contexte, on suppose qu'on veut estimer le vecteur **fi** des coefficients de la régression logistique pour prédire la probabilité de paiement ; Une question valide est si les options pour le traitement des données manquantes dépendent du **type** de non-réponse

Options de traitement :

1. Utiliser seulement les **cas complets** *(complete-case analysis)* ;
   - L'option par défaut pour les fonctions :

     `lm, glm, na.rm, na.omit`
   - **Impact** :
     - ↓ taille de l'échantillon
     - ↑ variance des estimateurs
     - ↓ puissance des tests
   - Uniquement valide sous MCAR ;
2. Utiliser seulement les **cas disponibles** *(available-case analysis)* ;
   - Utilise uniquement les données observées pour l'analyse ;
   - Rarement applicable ;
   - ↓ la taille de l'échantillon **moins** qu'en utilisant d'uniquement les cas complets ;
   - Sans biais **uniquement** sous MCAR ;
3. **Imputation** simple par la **moyenne ou** la **médiane**
   - Substitue les `NA` par la moyenne ou médiane de la variable ;
   - **Impact** :
     - ↓ variabilité de la variable
     - ↓ corrélation de la variable avec les autres
   - Même sous MCAR, les données sont **sévèrement** « distorted » ;
4. Imputation simple par une régression ;
   - Substitue les `NA` par la prévision d'une régression de la variable sur les autres avec les cas complets ;
   - Si plusieurs variables ont des donnés manquantes, leurs patrons doivent être traités séparément ;
   - L'inter **corrélation** des variables est **conservée**, mais est **surestimée** (même si MCAR) ;
   - La variance est **sous-estimée**, mais **moins** qu'avec l'imputation par la moyenne ;
5. Imputation stochastique par une régression ;
   - Ajoute un terme d'erreur ε (normalement distribué) à la prévision de la régression ;
   - *Si plusieurs variables sont manquantes dans un patron, les erreurs sont corrélées*
   - Corrige les biais pour la méthode d'imputation par la régression (sous-estimation de la variance et surestimation de l'inter corrélation des variables) ;
   - La variance des paramètres est **sous-estimée**, *sauf si on en tient compte dans les calculs* ;
   - Fonctions `R` utiles du paquetage `mice` :

     `mice.impute.norm.nob(), mice.impute.norm()`
6. Imputation simple *hot-deck* ;

- Substitue les valeurs `NA` d'une observation par les valeurs observées d'une autre observation choisie aléatoirement ;;
- Habituellement, cette observation fait parmi d'un sous-ensemble d'observations *proches* (pensez au K-NN, clustering, etc.) ;
- Souvent utilisée pour les sondages ;
- N'altère par les distributions univariées
- $\downarrow$ l'inter corrélation des variables ;
- Biais des estimations des coefficients **fi** de régression ;

7. Imputation **multiple** ;
   - Répète l'imputation stochastique et agrège les résultats ;
   - Ce faisant, la variabilité additionnelle dût à l'imputation des valeurs manquante est adressée et la variance des estimateurs est *non biaisée* ;

Autres méthodes :

- MLE avec données manquantes ;
- Algorithme EM (expectation-maximisation)
- Inférence bayésienne ;

Conseils

- Conserver un script pour le traitement de données manquantes et ne **pas hard-coder** ;
- *Utiliser une méthode d'imputation qui respecte le format de la variable ;*
- Plus la proportion de non-réponses est élevée, plus l'impact sur l'analyse sera important ;
- S'il y a plusieurs patrons de non-réponse différents, l'ordre dans lequel les données sont imputées est important ;