

### Inférence statistique avec R: un cas d'étude

#### Jean-Philippe Morissette

#### Assistant de recherche

Groupe de recherche interdisciplinaire en informatique de la santé – UdS

#### Statisticien

#### Chargé de cours

Département de mathématique, UdS École de gestion, UdS



### Table des matières

- Introduction
- Initiation à R
- Exploration d'un jeu de données: Données sur le diabète gestationnel
- Conclusion





### Introduction





### Qu'est-ce que R?

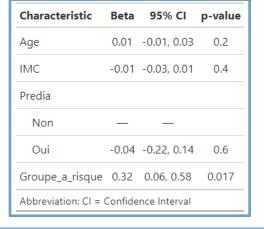
Characteristic	N = 102 <sup>†</sup>
Traitement	
Controle	51 / 102 (50%)
Intervention	51 / 102 (50%)
Gluc_T1	
N Non-missing/No. obs. (% Non-missing)	102.0/102.0 (100.0)
Mean (SD)	7.6 (0.8)
Median (Q1, Q3)	7.7 (7.1, 8.2)
Min, Max	5.9, 9.4
Gluc_T2	
N Non-missing/No. obs. (% Non-missing)	102.0/102.0 (100.0)
Mean (SD)	8.0 (0.8)
Median (Q1, Q3)	8.0 (7.5, 8.5)
Min, Max	6.2, 10.1

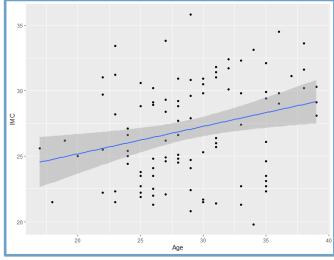


- 1 classe ← classe %>%
- filter(BonsEtudiants==TRUE)

GR	115







## Pourquoi choisir R? (et pas python?)













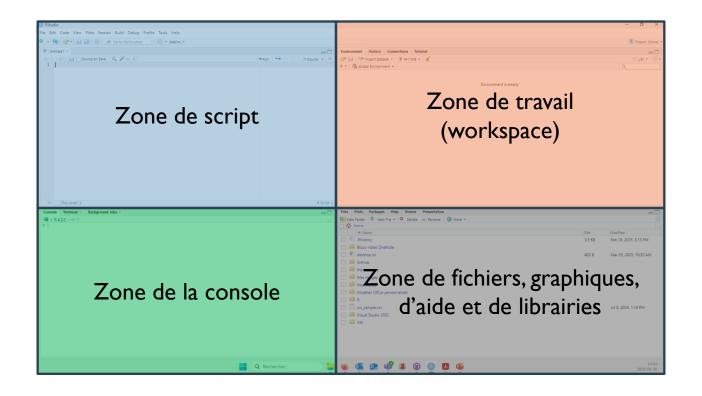


## Initiation à R





### **Utilisation de RStudio**

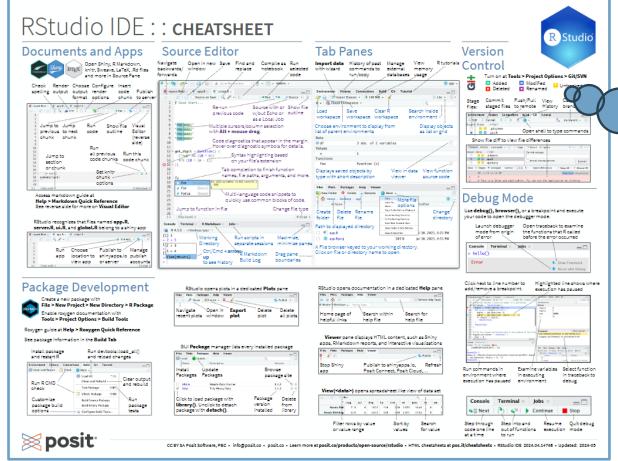








### **Utilisation de RStudio... en trichant!**









# À nous de joueR! (0)

#### Prérequis:

- On suppose que vous avez R et RStudio d'installés sur votre machine.
- Vous avez téléchargé le répertoire de l'atelier sur votre machine.

Si ce n'est pas déjà fait, ouvrez le fichier AtelierR.R. Si l'on vous demande avec quel logiciel vous souhaitez ouvrir le fichier, choisissez RStudio.

Nous allons explorer le tout ensemble pour commencer!





## Quelques particularités à propos de R

- Assignation avec la flèche « <- »</li>
- L'opérateur « c » pour la création de vecteurs
- Les commandes d'aide « ? » et « ?? »
- L'utilisation de librairies
- La lecture de fichiers au format .csv
- La structure dataframe et tibble





# À vous de joueR! (1)

#### Que font les commandes suivantes?

- head(df\_glucose)
- tail(df\_glucose)
- glimpse(df\_glucose)
- view(df\_glucose)
- df\_glucose[1,]
- df\_glucose[c(1,3,5),]
- df\_glucose[,1]
- df\_glucose[2,2]
- df\_glucose[df\_glucose\$Predia==1,]
- df\_glucose\$Age





#### RetouR

#### Que font les commandes suivantes:

- head(df\_glucose)
- tail(df\_glucose)
- glimpse(df\_glucose)
- view(df\_glucose)
- df\_glucose[1,]
- df\_glucose[c(1,3,5),]
- df\_glucose[,1]
- df\_glucose[2,2]
- df\_glucose[df\_glucose\$Predia==1,]
- df\_glucose\$Age

Affiche les premières lignes du jeu

Affiche les dernières lignes du jeu

Transposition de « head »

Ouvre le jeu de données dans R

Accède la ligne I du jeu

Accède les lignes 1, 3 et 5 du jeu

Accède la colonne I du jeu

Accède la ligne 2 et la colonne 2 du jeu

Accède les lignes où « Predia==1 »

Accède la colonne nommée « Age »





# Le standard des données bien rangées

df	Variable I	•••	Variable j	•••	Variable p	
Individu I						
•••						
Individu i			df [i, j]			df [i
•••						
Individu n						

df [, j]







## Manipulation de données

La majorité des manipulations de données que l'on doit faire rentrent dans l'une des catégories suivantes:

- Sélectionner des observations (donc des lignes!)
- Sélectionner des variables (donc des colonnes!)
- Ordonner les lignes
- Créer de nouvelles variables
- Créer des résultats sommaires (moyenne, proportion, nombre de cas, etc.)
- Créer des groupes

df	Variable I	 Variable j	•••	Variable p	
Individu I					
Individu i		df [i, j]			
Individu n					





### Manipulation de données

#### **Action**

Sélectionner des observations Sélectionner des variables Ordonner les lignes Créer de nouvelles variables Créer des résultats sommaires Créer des groupes

#### **Verbe**

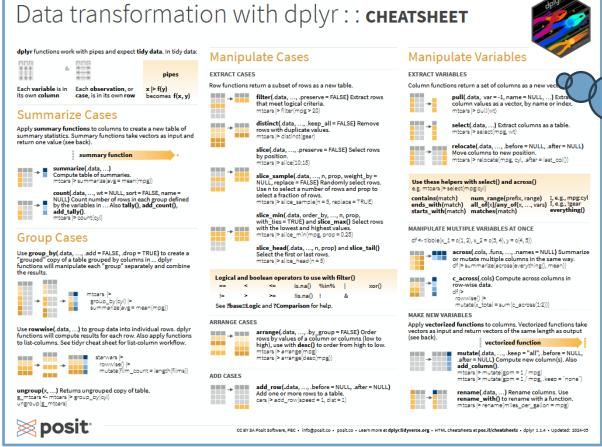
filter(df, critère)
select(df, critère)
arrange(df, critère)
mutate(df, critère)
summarise(df, critère)
group\_by(df, critère)







## Manipulation de données... en trichant!







Les feuilles de triches sont disponibles dans le répertoire de l'atelier!

- Ordonnez le jeu de données en fonction de l'IMC des patientes.
- Créez une nouvelle variable qui correspond à la cote z des patientes pour ce qui est de leur IMC.
- Pour chaque catégorie de la variable traitement, calculez la moyenne de l'IMC des patientes.





- Ordonnez le jeu de données (action) en fonction de l'IMC des patientes (critère).
- Créez une nouvelle variable qui correspond à la cote z des patientes pour ce qui est de leur IMC.
- Pour chaque catégorie de la variable traitement, calculez la moyenne de l'IMC des patientes.





- Ordonnez le jeu de données (action) en fonction de l'IMC des patientes (critère).
- Créez une nouvelle variable (action) qui correspond à la cote z des patientes pour ce qui est de leur IMC (critère).
- Pour chaque catégorie de la variable traitement, calculez la moyenne de l'IMC des patientes.





- Ordonnez le jeu de données (action) en fonction de l'IMC des patientes (critère).
- Créez une nouvelle variable (action) qui correspond à la cote z des patientes pour ce qui est de leur IMC (critère).
- Pour chaque catégorie (action) de la variable traitement (critère), calculez (action) la moyenne de l'IMC des patientes (critère).





## L'opérateur pipe

Le langage R dispose d'un opérateur particulier, appelé pipe « %>% ». Cet opérateur permet d'utiliser un objet comme **premier argument** d'une fonction, et peut être utilisé à répétition.

Par exemple,

df\_glucose ← arrange(df\_glucose, IMC)

est équivalent à

df\_glucose ← df\_glucose %>%

arrange(IMC).







```
df_glucose %>%
    arrange(IMC) %>%
    filter(Predia==1)
```

L'opérateur pipe permet d'utiliser un objet comme **premier argument** d'une fonction, et peut être utilisé à répétition.



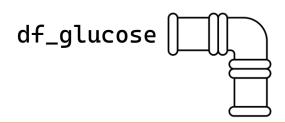


L'opérateur pipe permet d'utiliser un objet comme **premier argument** d'une fonction, et peut être utilisé à répétition.





```
df_glucose %>%
    arrange(IMC) %>%
    filter(Predia==1)
```



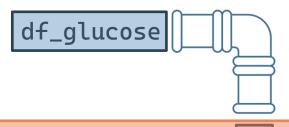
L'opérateur pipe permet d'utiliser un objet comme **premier argument** d'une fonction, et peut être utilisé à répétition.

filter(.data = , .by = Predia==1)





```
df_glucose %>%
    arrange(IMC) %>%
    filter(Predia==1)
```



```
arrange(.data = | , by_group = IMC)
```

filter(.data =

L'opérateur pipe permet d'utiliser un objet comme **premier argument** d'une fonction, et peut être utilisé à répétition.







#### Énoncé initial:

Pour chaque catégorie de la variable traitement, calculez la moyenne de l'IMC des patientes.





#### Énoncé initial:

Pour chaque catégorie de la variable traitement (créer des groupes), calculez la moyenne de l'IMC des patientes (créer des résultats sommaires).





#### Énoncé initial:

Pour chaque catégorie de la variable traitement (créer des groupes), calculez la moyenne de l'IMC des patientes (créer des résultats sommaires).

#### Traduction en langage R:

```
df_glucose %>%
    group_by(Traitement) %>%
    summarise(mean(IMC))
```





#### Énoncé initial:

Pour chaque catégorie de la variable traitement (créer des groupes), calculez la moyenne de l'IMC des patientes (créer des résultats sommaires).

#### Traduction en langage R:

```
df_glucose %>%
    group_by(Traitement) %>%
    summarise(mean(IMC))
```

#### Traduction en langage usuel:

« À partir du jeu de données df\_glucose, regrouper les observations en fonction du traitement, PUIS calculer la moyenne de l'IMC. »





### Manipulation de données

#### Exemple:

Supposons que l'on souhaite calculer l'IMC moyen des patientes ayant entre 25 et 30 ans, et ce en comparant les patientes qui ont reçu le traitement à celles qui ne l'ont pas reçu.

#### **Action**

Sélectionner des observations Sélectionner des variables Ordonner les lignes Créer de nouvelles variables Créer des résultats sommaires Créer des groupes

#### <u>Verbe</u>

filter(df, critère)
select(df, critère)
arrange(df, critère)
mutate(df, critère)
summarise(df, critère)
group\_by(df, critère)





### Manipulation de données

#### Exemple:

Supposons que l'on souhaite calculer l'IMC moyen (créer un résultat sommaire) des patientes ayant entre 25 et 30 ans (sélectionner des observations), et ce en comparant les patientes qui ont reçu le traitement à celles qui ne l'ont pas reçu (créer des groupes).





# À vous de joueR! (2)

#### **Action**

Sélectionner des observations Sélectionner des variables Ordonner les lignes Créer de nouvelles variables Créer des résultats sommaires Créer des groupes

#### <u>Verbe</u>

```
filter(df, critère)
select(df, critère)
arrange(df, critère)
mutate(df, critère)
summarise(df, critère)
group_by(df, critère)
```





#### RetouR

Création d'une variable catégorique:

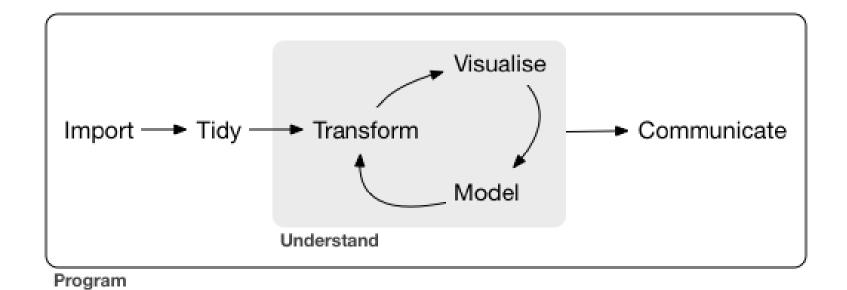
Calcul d'un compte:

```
df_glucose %>%
   filter(Age>30) %>%
   count(Traitement)
```





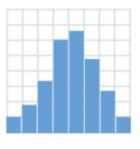
### Visualisation de données

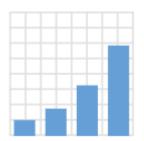


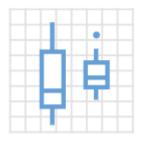




### Visualisation de données

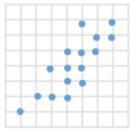


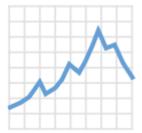














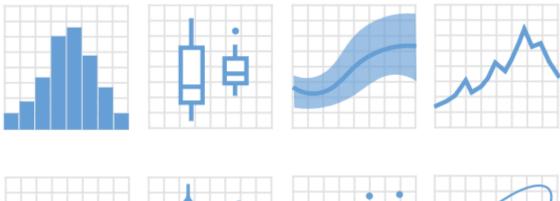


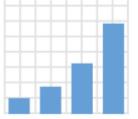


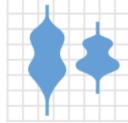
### Visualisation de données

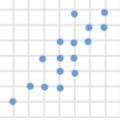
L'ensemble des graphiques que l'on crée partagent certains éléments essentiels:

- On a besoin d'un jeu de données;
- On doit choisir quelle(s) variable(s) on aimerait afficher;
- On doit choisir une méthode de représentation des données.















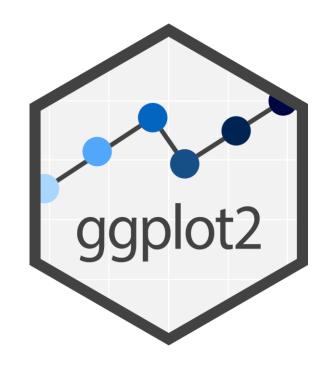
### Visualisation de données

# <u>Éléments essentiels</u> Choix du jeu de données Choix de la ou des variable(s)

Choix de représentation

```
Fonction
```

```
ggplot(df)
aes(x, y)
geom_ ... ()
```







#### Visualisation de données

<u>Éléments essentiels</u>

Choix du jeu de données

Choix de la ou des variable(s)

Choix de représentation

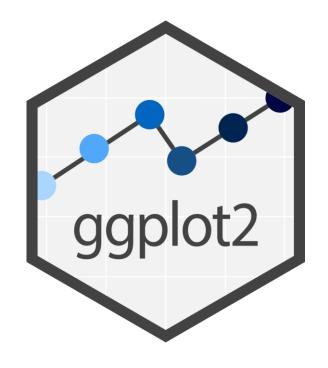
Fonction

ggplot(df)

aes(x, y)

geom\_...()

Le principe général de la grammaire des graphiques, c'est d'ajouter les éléments essentiels et optionnels d'un graphique une couche à la fois. Ceci rend les graphiques manipulables et malléables.







#### Exemples:

• Construire un histogramme de l'âge des patientes.





#### Exemples:

• Construire un histogramme (représentation) de l'âge (variable) des patientes.





#### Exemples:

- Construire un histogramme de l'âge des patientes ayant reçu le traitement et un autre pour celles ne l'ayant pas reçu.
- Construire un seul histogramme qui combine l'âge des patientes ayant reçu le traitement et celles ne l'ayant pas reçu.





#### Exemples:

- Construire un histogramme (représentation) de l'âge (variable) des patientes ayant reçu le traitement et un autre pour celles ne l'ayant pas reçu (choix de facette).
- Construire un seul histogramme qui combine l'âge des patientes ayant reçu le traitement et celles ne l'ayant pas reçu.





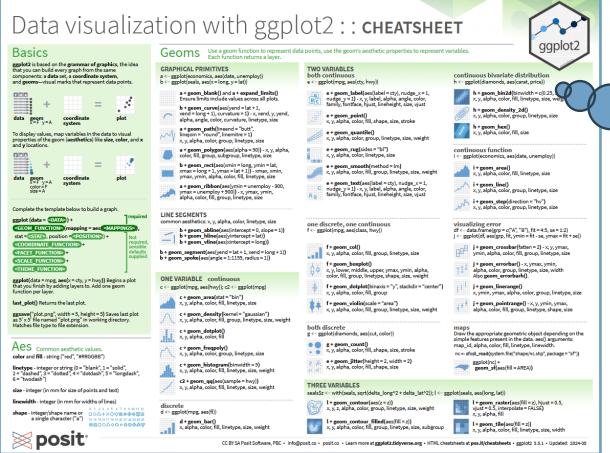
#### Exemples:

- Construire un histogramme (représentation) de l'âge (variable) des patientes ayant reçu le traitement et un autre pour celles ne l'ayant pas reçu (choix de facette).
- Construire un seul histogramme (représentation) qui combine l'âge (variable) des patientes ayant reçu le traitement et celles ne l'ayant pas reçu (choix d'étiquettes/d'esthétique).





#### Visualisation de données... en trichant!



Les feuilles de triches sont disponibles dans le répertoire de l'atelier!





# À vous de joueR! (3)

<u>Éléments essentiels</u>

Choix du jeu de données

Choix de la ou des variable(s)

Choix de représentation

Fonction

ggplot(df)

aes(x, y)

geom\_...()

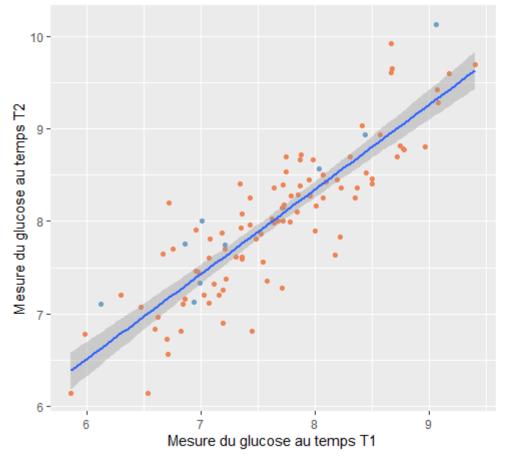
Le principe général de la grammaire des graphiques, c'est d'<u>ajouter</u> les éléments essentiels et optionnels d'un graphique une couche à la fois. Ceci rend les graphiques manipulables et malléables.





#### **RetouR**

Étude de la relation entre les deux mesures du glucose en fonction de l'appartenance à un groupe à risque.



#### RisqueCat

- · Fait parti d'un groupe à risque
- Ne fait pas parti d'un groupe à risque





# Exploration d'un jeu de données: Données sur le diabète gestationnel





#### Mise en situation

Le diabète gestationnel est associé à des conséquences négatives telles que l'obésité et l'intolérance au glucose chez l'enfant, ainsi qu'à des risques plus élevés de diabète de type 2 et de maladies cardiovasculaires pour la mère.

Dans la littérature, on remarque une association forte et continue entre les niveaux de glucose maternel du 3<sup>e</sup> trimestre et l'augmentation du poids à la naissance ainsi que d'autres complications de la grossesse.

En cas de diabète gestationnel, le traitement usuel est de référer à l'équipe multidisciplinaire pour les grosses à risque dans les hôpitaux.





### Question de recherche

Une intervention en début de grossesse visant à améliorer la qualité de l'alimentation permet-elle d'améliorer le profil glycémique des personnes à risque de développer un diabète gestationnel?





### Exploration du jeu de données

Avant de tenter de répondre directement à la question de recherche, une bonne pratique est d'explorer minimalement les données.

Dans ce cas-ci, on voudra:

- Jeter un coup d'œil aux statistiques descriptives du jeu;
- Comparer les groupes d'intérêt, s'il y a lieu.





# À vous de joueR! (4)

On vous demande de comparer les statistiques descriptives du groupe « intervention » et du groupe « contrôle » pour les variables suivantes:

- Age
- Groupe\_a\_risque
- IMC
- Predia.

Pour une variable catégorique, on compare normalement uniquement les proportions. Pour une variable numérique, on compare normalement la moyenne, l'écart-type, la médiane (potentiellement avec les quartiles), le minimum et le maximum.





### RetouR

Characteristic	Controle $N = 51^7$	Intervention N = 51 <sup>1</sup>	p-value
Age			<0.001
N Non-missing/No. obs. (% Non-missing%)	51.0/51.0 (100.0%)	51.0/51.0 (100.0%)	
Mean (SD)	27.2 (4.5)	30.6 (4.8)	
Median (Q1, Q3)	27.0 (24.0, 30.0)	30.0 (27.0, 35.0)	
Min, Max	17.0, 35.0	22.0, 39.0	
Groupe_a_risque	6 / 51 (12%)	4 / 51 (7.8%)	0.7
IMC			<0.001
N Non-missing/No. obs. (% Non-missing%)	51.0/51.0 (100.0%)	51.0/51.0 (100.0%)	
Mean (SD)	23.8 (2.0)	30.3 (2.0)	
Median (Q1, Q3)	23.8 (22.2, 25.1)	30.2 (29.0, 31.4)	
Min, Max	19.8, 29.7	26.1, 35.8	
PrediaCat			>0.9
Non	38 / 51 (75%)	39 / 51 (76%)	
Oui	13 / 51 (25%)	12 / 51 (24%)	





### Notion de valeur-p

Étant donné un certain test d'hypothèses où l'on confronte l'hypothèse nulle  $H_0$ avec l'hypothèse alternative  $H_1$ , la valeur-p représente la probabilité d'obtenir des résultats au moins aussi « extrêmes » que ceux que l'on a observés.

Par exemple, on pourrait considérer le test d'hypothèses suivant:

 $\begin{cases} H_0: \mu_{Contr\^{o}le} = \mu_{Intervention} \\ H_1: \mu_{Contr\^{o}le} \neq \mu_{Intervention} \end{cases}$ 

En statistique, on utilise le symbole  $\mu$  pour désigner la moyenne populationnelle de notre quantité d'intérêt.





# Notion de valeur-p (Exemple)

	Controle	Intervention	. 2
Characteristic	N = 51'	N = 51'	p-value
Age			< 0.001
N Non-missing/No. obs. (% Non-missing%)	51.0/51.0 (100.0%)	51.0/51.0 (100.0%)	
Mean (SD)	27.2 (4.5)	30.6 (4.8)	
Median (Q1, Q3)	27.0 (24.0, 30.0)	30.0 (27.0, 35.0)	
Min, Max	17.0, 35.0	22.0, 39.0	





### Question de recherche, précisée!

Une intervention en début de grossesse visant à améliorer la qualité de l'alimentation permet-elle d'améliorer le profil glycémique des personnes à risque de développer un diabète gestationnel?

Plus précisément, on dira qu'il y a eu une amélioration si l'augmentation dans la mesure du test oral pris au 3<sup>e</sup> et au 1<sup>er</sup> trimestre est inférieure à 0,3mmol/L.

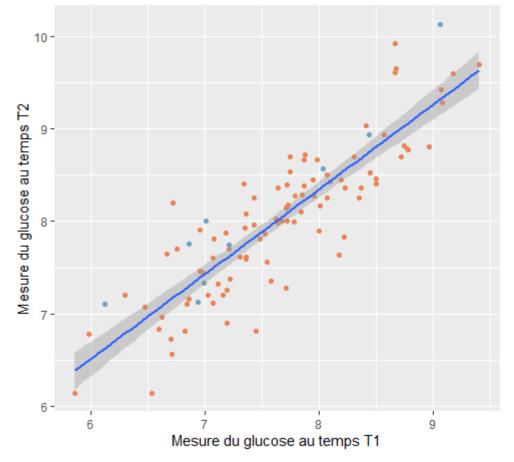
Enfin, on aimerait savoir si la proportion de patientes ayant eu une amélioration est la même chez le groupe intervention que chez le groupe contrôle.





# Survol du modèle de régression linéaire

Étude de la relation entre les deux mesures du glucose en fonction de l'appartenance à un groupe à risque.



#### RisqueCat

- Fait parti d'un groupe à risque
- Ne fait pas parti d'un groupe à risque

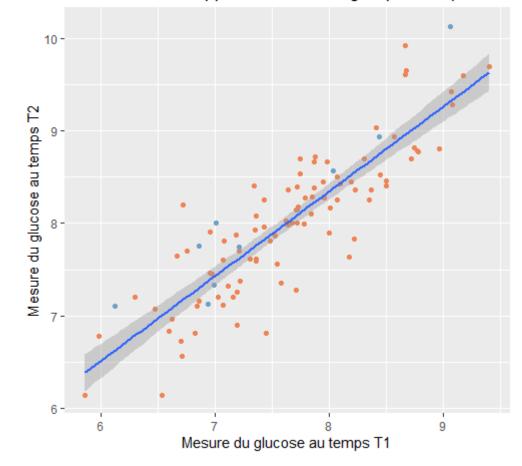




# Survol du modèle de régression linéaire

- La variable d'intérêt,  $Y_i$ , est continue.
- Modélisation de la moyenne à l'aide d'une fonction linéaire:  $\mathbb{E}[Y_i|x_i] = \beta_0 + \beta_1 x_i$ .
- Interprétation des paramètres: ordonnée à l'origine  $(\beta_0)$  et pente  $(\beta_1)$ .
- Hypothèses.
- Inférence.

Étude de la relation entre les deux mesures du glucose en fonction de l'appartenance à un groupe à risque.







# Survol du modèle de régression linéaire (Prédicteurs cat.)

Lorsque l'on inclut des variables catégoriques (au format *factor*) dans un modèle linéaire à l'aide de R, la première catégorie devient ce qu'on appelle le groupe de référence. Les autres catégories seront quant à elles comparées au groupe de référence. On cherche alors à comprendre comment les autres catégories se distinguent, si c'est le cas, du groupe de référence.





# Survol du modèle de régression linéaire (Prédicteurs cat.)

Lorsque l'on inclut des variables catégoriques (au format *factor*) dans un modèle linéaire à l'aide de R, la première catégorie devient ce qu'on appelle le groupe de référence. Les autres catégories seront quant à elles comparées au groupe de référence. On cherche alors à comprendre comment les autres catégories se distinguent, si c'est le cas, du groupe de référence.

La patiente fait partie de la catégorie d'âge...

- Moins de 25 ans
- Au moins 25 ans et moins de 32 ans
- Au moins 32 ans





# Survol du modèle de régression linéaire (Prédicteurs cat.)

Lorsque l'on inclut des variables catégoriques (au format *factor*) dans un modèle linéaire à l'aide de R, la première catégorie devient ce qu'on appelle le groupe de référence. Les autres catégories seront quant à elles comparées au groupe de référence. On cherche alors à comprendre comment les autres catégories se distinguent, si c'est le cas, du groupe de référence.

La patiente fait partie de la catégorie d'âge...

- Moins de 25 ans → Groupe de référence
- Au moins 32 ans 
  → Groupe d'intérêt #2





### Survol du modèle de régression linéaire (Inférence)

Pour les patientes de moins de 25 ans:

$$\hat{y}_{T_2} = 1 + 0.91 x_{T_1}$$

patientes d'au moins 25 Pour ans. moins de 32 ans :

$$\hat{y}_{T_2} = 0.98 + 0.91 x_{T_1}$$

Pour les patientes d'au moins 32 ans:

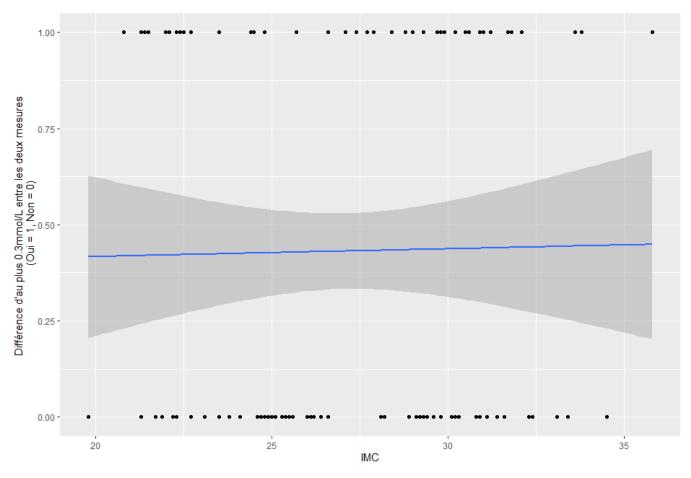
$$\hat{y}_{T_2} = 1.11 + 0.91 x_{T_1}$$

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	1.0	0.23, 1.9	0.013
Gluc_T1	0.91	0.81, 1.0	< 0.001
AgeCat			
<25	_	_	
>=25, < 32	-0.02	-0.23, 0.19	0.9
>=32	0.11	-0.12, 0.35	0.3
Abbreviation: CI = Confidence Interval			





# Introduction au modèle de régression logistique







# Introduction au modèle de régression logistique

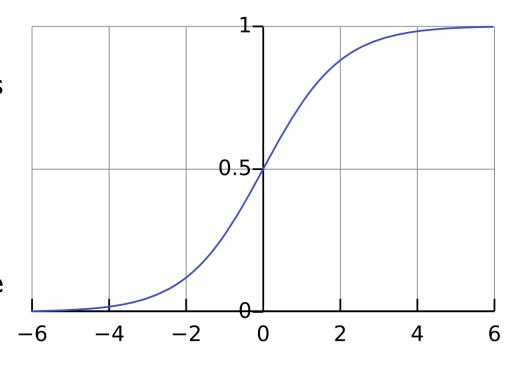
Particularités du modèle de régression logistique:

- La variable d'intérêt,  $Y_i$ , prend les valeurs 0 ou 1.
- Modélisation de la probabilité des deux réponses possibles:

• 
$$\mathbb{P}(Y_i = 1 | X_i = x_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}$$
  
•  $\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = x_i) = \frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}$ 

• 
$$\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = x_i) = \frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_i)}$$

Interprétation des paramètres en termes de cotes (odds) ou de rapport de cotes (odds ratio).





### Interprétation des paramètres (Exemple: prédicteur discret)

#### Modélisation

- Y: Avoir un cancer du poumon (oui = I, non = 0)
- *X* : Fumer (oui = 1, non = 0)

Valeur de $\exp(\beta)$	Interprétation
$\exp(oldsymbol{eta}) < 1$	Il est moins probable d'avoir le cancer du poumon si l'on fume que si l'on ne fume pas.
$\exp(\boldsymbol{\beta}) = 1$	Il est autant probable d'avoir le cancer du poumon si l'on fume que si l'on ne fume pas.
$\exp(oldsymbol{eta}) > 1$	Il est plus probable d'avoir le cancer du poumon si l'on fume que si l'on ne fume pas.

#### COTE

$$Cote(A) = \frac{\mathbb{P}(A)}{1 - \mathbb{P}(A)}$$

#### Cas où $x_i = 0$

$$\frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 | X_i = 0)}{\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = 0)} = e^{\beta_0}$$

#### Cas où $x_i = 1$

$$\frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 | X_i = 1)}{\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = 1)} = e^{\beta_0 + \beta_1}$$

#### RAPPORT DES COTES

$$e^{\beta_1} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1}}{e^{\beta_0}}$$





### Interprétation des paramètres (prédicteur continu)

Dans le cas d'un prédicteur continu, le rapport des cotes du prédicteur X indique comment la cote va varier en fonction d'une augmentation d'une unité du prédicteur. Encore une fois, on suppose que les autres prédicteurs demeurent constants.

À noter qu'il s'agit d'un effet multiplicateur et non pas d'un effet additif.





### Interprétation des paramètres (Exemple: prédicteur continu)

#### **Modélisation**

- Y: Avoir un cancer du poumon (oui = I, non = 0)
- *X* : Âge de l'individu

Valeur de $\exp(\beta)$	Interprétation
$\exp(oldsymbol{eta}) < 1$	Il est moins probable d'avoir le cancer du poumon lorsque l'âge augmente.
$\exp(\boldsymbol{\beta}) = 1$	La probabilité d'avoir le cancer du poumon ne varie pas en fonction de l'âge.
$\exp(oldsymbol{eta}) > 1$	Il est plus probable d'avoir le cancer du poumon lorsque l'âge augmente.

#### COTE

$$Cote(A) = \frac{\mathbb{P}(A)}{1 - \mathbb{P}(A)}$$

#### Cas où $x_i = x$

$$\frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 | X_i = x)}{\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = x)} = e^{\beta_0 + \beta_{1x}}$$

#### Cas où $x_i = x + 1$

$$\frac{\mathbb{P}(Y_i = 1 | X_i = x + 1)}{\mathbb{P}(Y_i = 0 | X_i = x + 1)} = e^{\beta_0 + \beta_1(x + 1)}$$

#### RAPPORT DES COTES

$$e^{\beta_1} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1(x+1)}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}$$





# Utilisation de R pour la régression logistique

La commande « glm » permet de construire un generalized linear model (qui correspond à une grande classe de modèle incluant la régression logistique). Il s'agit d'une commande disponible parmi les librairies de bases de R.

reg.logis 
$$\leftarrow$$
 glm(formula, family, data)

• Formula: Correspond au modèle qui nous intéresse.

On l'écrit:  $y \sim x1 + x2 + ... + xp$ 

• Family: Permet de préciser quel GLM on souhaite utiliser.

On précise "binomial" pour la régression logistique.

• Data: Correspond au jeu de données que l'on souhaite utiliser.





### Que peut-on dire par rapport à notre objectif?

Une intervention en début de grossesse visant à améliorer la qualité de l'alimentation permet-elle d'améliorer le profil glycémique des personnes à risque de développer un diabète gestationnel?

Plus précisément, on dira qu'il y a eu une amélioration si l'augmentation dans la mesure du test oral pris au 3<sup>e</sup> et au 1<sup>er</sup> trimestre est inférieure à 0,3mmol/L.

Enfin, on aimerait savoir si la proportion de patientes ayant eu une amélioration est la même chez le groupe intervention que chez le groupe contrôle.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
TraitementCat			
Controle	_	_	
Intervention	6.68	1.27, 39.5	0.029
Age	0.92	0.84, 1.01	0.089
IMC	0.84	0.67, 1.03	0.11
Groupe_a_risque	0.12	0.01, 0.76	0.061
Predia	0.80	0.29, 2.17	0.7
Abbreviations: CI = Co	onfidence	Interval, OR =	Odds Ratio





# Conclusion





#### Introduction à R avec un cas d'étude

```
Contexte(R) %>%
   Particularités() %>%
   RStudio() %>%
   Tidyverse() %>%
   ggplot2() %>%
   CaseStudy() %>%
   glm() %>%
   Conclusion()
```





### Références

- Ihaka, R., & Gentleman, R. (1996). R: a language for data analysis and graphics. Journal of computational and graphical statistics, 5(3), 299-314.
- Statistics Team. (s.d.). Introduction to R for Health Data Science. Repéré en ligne le 15 avril 2025, à partir de <a href="https://bookdown.org/m\_p\_sperrin/introduction\_to\_r/https://r4ds.had.co.nz/index.html">https://bookdown.org/m\_p\_sperrin/introduction\_to\_r/https://r4ds.had.co.nz/index.html</a>
- Wickham, H., Çetinkaya-Rundel, M., & Grolemund, G. (2023). *R for Data science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data*. O'Reilly Media
- Wickham, H. (2016). ggplot2. In Use R! <a href="https://doi.org/10.1007/978-3-319-24277-4">https://doi.org/10.1007/978-3-319-24277-4</a>
- Boehmke, B. C., PhD. (2016). Data Wrangling with R. Springer.
- Peng, R. D. (2012). R Programming for data science.



