INTRODUCTION AUX MODELES MULTIVARIES

I. RAPPELS

☞ **LA STATISTIQUE** est une méthode qui consiste à observer et étudier une ou plusieurs propriétés communes chez un groupe d'être, de choses ou d'entités.

☞ **UNE STATISTIQUE** est un nombre calculé à partir d'une population (d'êtres, de choses ou d'entités).

☞ Une **POPULATION** est une collection (d'êtres, de choses, ou d'entités) ayant des propriétés communes. Ce terme est hérité d'une des premières applications de la statistique : la **démographie**.

Ex : un ensemble de parcelles de terrain étudiées, une population d'animaux, un groupe de patients présentant une maladie définie, l'ensemble des plantes d'une espèce donnée, une population d'humains habitant dans un lieu particulier,…

☞ Un **INDIVIDU** est un élément de la population.

Ex : un patient, un insecte, une plante,…

☞ Une **VARIABLE** est une des propriétés communes aux individus que l'on souhaite étudier. Elle peut être :

• **qualitative.** *Ex : appréciation de la parcelle, l'état de santé de l'insecte, couleur des pétales, appartenance religieuse.*

• **quantitative** (= numérique) **continue** (= pouvant prendre n'importe quelle valeur réelle). *Ex : taux d'acidité du sol, longueur de l'insecte, longueur de la tige, indice de masse corporelle.*

• **quantitative** (= numérique) **discrète** (= dès qu'il y a un saut minimum obligatoire entre deux valeurs successives, ex : nombres entiers). *Ex : la somme sur tous les jours du nombre de vaches présentes sur la parcelle, l'âge de l'insecte (en jours), le nombre de pétales sur la fleur, le nombre d'années d'études (réussies) depuis la petite école.*

☞ Il existe 2 directions en statistique :

• **STATISTIQUE DESCRIPTIVE** = son but est de **décrire,** c'est-à-dire de **résumer** ou représenter par des statistiques les données disponibles quand elles sont **nombreuses**. Questions types : représentation graphique, paramètres de position et dispersion, divers questions liées aux grands jeux de données.

• **STATISTIQUE INFERENTIELLE** = les données sont considérées **incomplètes,** et elle a pour but de tenter de **retrouver l'information** sur la population initiale. La prémisse est que chaque mesure est une variable aléatoire suivant la loi de probabilité de la population. Questions types : estimations de paramètres, intervalles de confiance, tests d'hypothèses, modélisation (ex : *régression linéaire*).

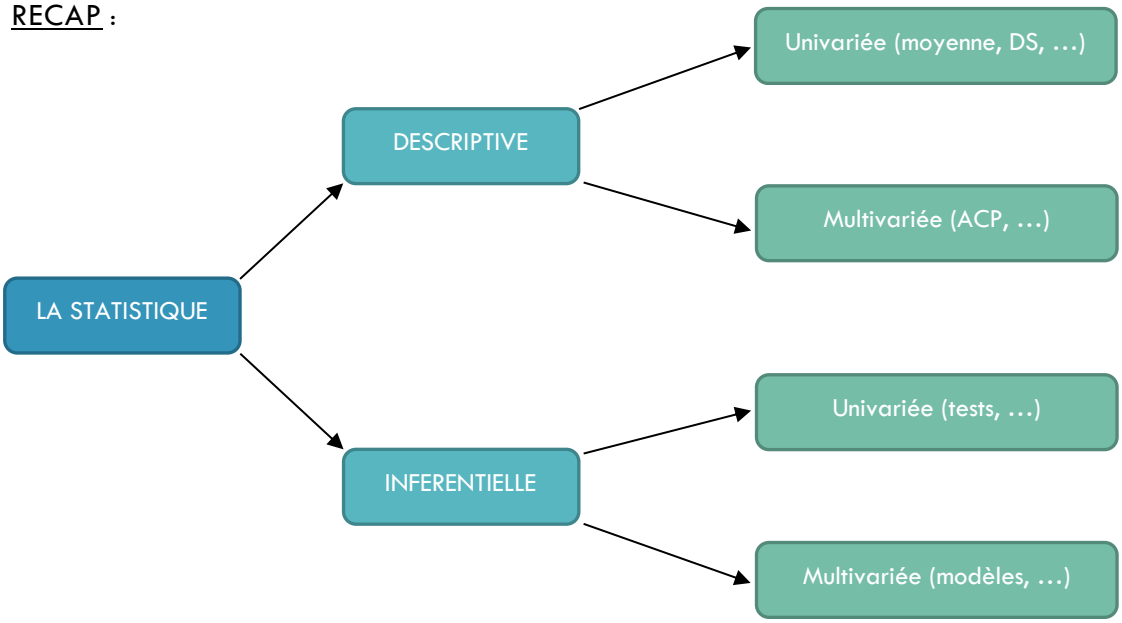
☞ La statistique peut être :

• **UNIVARIEE** = il n'y a qu'une seule variable qui rentre en jeu.

• **MULTIVARIEE** = plusieurs variables rentrent en ligne de compte.

- 2 variables entre elles = analyse **bivariée**
- Plusieurs variables = analyse **multivariée**
  - une variable expliquée
  - plusieurs variables explicatives indépendantes deux à deux

RECAP :



II. REGRESSION LINEAIRE SIMPLE

POINT TUT'

☞ En statistique, la **régression** est une méthode permettant de proposer un modèle mathématique pour expliquer les relations entre les observations.
La **régression linéaire simple** consiste à proposer une droite pour expliquer une variable aléatoire quantitative par une autre.

☞ Le coefficient de corrélation linéaire mesure la liaison entre 2 variables aléatoires. Les variables ont un rôle symétrique. Cependant, la question à résoudre peut être plus précise et libellée sous la forme suivante : « Les valeurs prises par une variable Y dépendent-elles des valeurs de X ? ». Ici, les deux variables ne sont pas considérées de manière équivalente :

- **Y** (variable à expliquer, également appelée variable dépendante) est la variable dont on veut expliquer les valeurs
- **X** (variable explicative, également appelée variable indépendante) est la variable que l'on veut utiliser pour expliquer Y

☞ La courbe qui décrit les variations de Y en fonction de X s'appelle **courbe de régression de Y en X**. On peut, en première approximation, chercher à assimiler cette courbe à une **droite**.

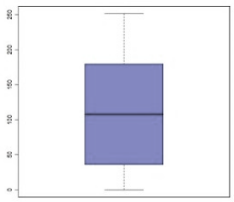
A. LA REGRESSION LINEAIRE

1. EXEMPLE INTRODUCTIF

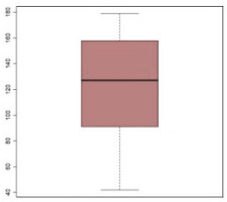
On étudie le lien entre la taille et l'âge des filles (en mois) sur un échantillon de 637 filles.

Questions que l'on se pose :

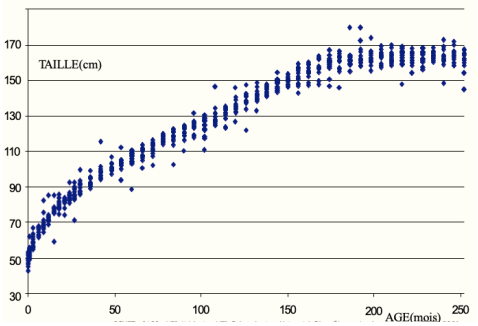
- Existe-t-il un lien entre la taille et l'âge ?
- Quand l'âge augmente, est-ce que la taille augmente aussi ?
- Connaissant l'âge, peut-on prédire la taille ?
    - *On peut y voir un but médical, par exemple : détecter les retards de croissance.*
    - *Autre exemple : cela peut permettre aux médecins légistes qui retrouvent un os humain (complet ou fragment) dans la nature, de déterminer l'âge et le sexe.*



m = 112,12 mois
s^2 = 6265,86 $mois^2$



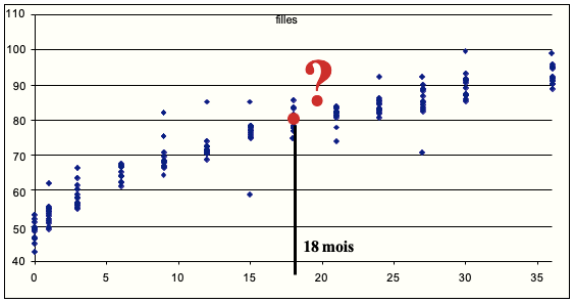
m= 122,83 cm
s^2 = 1317,43 cm^2

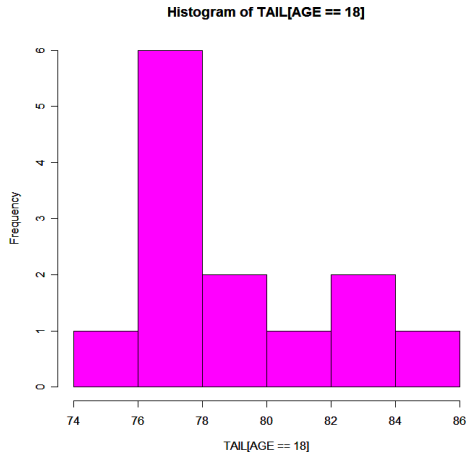


☞ *Comment la taille évolue-t-elle en fonction de l'âge ?*

- Taille = f(âge) → Autrement dit, pour une variation de Y, quelle est la variation de X ?
- On parle de **régression de Y en X** :
  - Y = taille (cm)
  - X = âge (mois)
- On cherche donc à savoir comment évolue la taille en fonction de l'âge pour chaque valeur d'âge (équation), ou bien encore, quelle est la taille pour un âge donné (valeur et intervalle de confiance).

☞ *Exemple au sein d'un groupe de filles* : Chez les filles de 18 mois, on va chercher la taille moyenne, la variance de la taille et la distribution.





☞ Méthode pour **déterminer l'âge à 18 mois** :

- On stratifie les données.
- On sélectionne les filles de 18 mois.
- On calcule les paramètres de la distribution (moyenne et variance), si tant qu'elle soit gaussienne.
- On calcule un intervalle de confiance à 95% de la moyenne.

<u>Résultats</u> : Données stratifiées pour 18 mois :

- *Moyenne observée = M(T/A=18) = 79,23cm*
- *Variance observée = V(T/A=18) = 9,36cm^2*

💡 <u>Remarque</u> : On parle d'une **distribution conditionnelle** = valeur de la taille sachant l'âge (= T/A).

2. FONCTION DE REGRESSION

☞ La taille en fonction de l'âge, également écrit Moyenne(taille/âge) = f(âge), peut s'exprimer par une **fonction f** qui est une **droite affine** de type **y=ax+b**. On note aussi : **Espérance (Taille/Age) = α + β × Age.**

Pour chaque sujet, on définit la taille par **α + β.Age + ε**, avec **ε** qui représente l'erreur individuelle.

L'**ERREUR INDIVIDUELLE** (**ε**) représente l'**écart** entre la **valeur obtenue** par la fonction (y=ax+b) et la **vraie valeur** observée.

☞ La régression linéaire est le modèle le plus simple pour permettre :

- une **interprétation** (lien ou non entre les deux variables), permise par la valeur du coefficient de régression qui englobe dans son calcul la pente de la droite, donc la valeur de ß
- une **estimation** de α et ß pour que la droite d'ajustement minimise l'erreur individuelle
- la **prédiction** et l'**extrapolation**

☞ La **DROITE D'AJUSTEMENT** est aussi appelée **droite de régression**. On dit qu'elle permet de résumer au mieux le nuage de points.

POINT TUT'

☞ La **régression** c'est prouver que l'une des deux variables permet de prédire l'autre, cad montrer qu'à partir de X on peut prédire Y.

☞ On essaie alors de trouver les valeurs de la droite d'équation $\mathbf{Y = \alpha + \beta X + \varepsilon}$, avec :

- **Y** la variable à expliquer
- **X** la variable explicative
- **α** l'ordonnée à l'origine (cad que c'est la valeur de Y pour X=0)
- **β** la pente (c'est la variation moyenne de la valeur de Y pour une augmentation d'une unité de X)
- **ε** l'erreur aléatoire

3. PRINCIPE DE L'ESTIMATION

On veut **estimer α et ß** tel que ε soit le plus petit possible. ε_i représente l'écart entre la droite et le point i.

Pour chaque valeur de X, on a $\mathbf{y_i = \alpha + \beta x_i + \varepsilon_i}$.
Or, **E(Y/X) = α + βX**.
Donc **εi = yi – E(Y/X)**.

On calcule la somme des carrés des écarts **SCE** = $\sum_{i=1}^{n}(\varepsilon i)^2$.
On cherche à estimer α et β tel que SCE soit **la plus petite possible**.

POINT TUT'

☞ La distance d'un point à la droite est la distance verticale entre l'ordonnée du point observée et l'ordonnée du point correspondant sur la droite. Cette distance d'un point à la droite représente l'**erreur ε**.
Pour s'affranchir du signe de l'erreur ε, on calcule la **somme des carrés des distances de chaque point à la droite** (**SCE**). La droite de régression est alors la droite qui **minimise la somme des carrés des écarts** (donc c'est la droite qui passe le plus proche de chaque point du nuage).

1. Estimation de la pente **β =** $\frac{cov(XY)}{var(X)}$ avec :
   - **cov(XY)** = covariance de X et de Y → POINT TUT : La covariance indique dans quelles mesures deux variables varient ensembles.
   - **var(X)** = variance de X

Dans l'exemple, ß = cov(TAIL,AGE)/var(AGE) = 0,437703.

2. Estimation de l'ordonnée à l'origine α :
   - La droite passe par mY et mX.
   - On a **mY = α + βmX**, donc **α = mY – βmX**.

Dans l'exemple, α = 73,729.

3. L'équation finale s'écrit donc : **Y = α + βX + ε**, ou **E(Y/X) = α + βX**.

Dans notre exemple, on a Taille = 73,73 + 0,44 Age + ε ou E(Taille/Age) =73,73 + 0,44 Age.

POINT TUT'

☞ Une particularité de la droite de régression est de **passer par le point moyen théorique de coordonnées (m_x ;m_y)**, où m_x est la moyenne empirique de X et m_Y est la moyenne empirique de Y sur l'échantillon.

☞ L'estimation de l'ordonnée à l'origine α est déduit de la pente β et des coordonnées du point moyen (m_x ;m_y) par la formule suivante : **$\alpha = m_Y - \beta m_X$.**

4. Interprétation :

• De la **pente ß** :
   - ß = 0 : pas de lien, évolutions indépendantes
   - ß < 0 : évolution en sens contraire
   - ß > 0 : évolution dans le même sens

• De l'**ordonnée à l'origine** : E(Y/X=0) = α

Test de la pente à 0 : si ß=0, alors il n'y a pas de lien entre Y et X.

Le lien entre Y et X est-il significatif ? Autrement dit, est-ce que ß≠0 ?
Soit b une estimation de ß, la fluctuation de b observée peut être due au hasard.

On note les hypothèses :
• **H0** : ß=0, il n'y a pas de lien entre X et Y
• **H1** : ß≠0, il existe un lien entre X et Y

Sous H0, et si les conditions d'application sont respectées, on a une statistique $t_0 = \frac{b-\beta}{\sqrt{s_b{}^2}}$ qui suit une loi de Student à n-2 DDL, avec :
   - L(Y/X) qui tend vers N
   - V(Y/X) constante pour tout X
   - à X donné, on a un Y_i indépendant
   - ⇨ La régression est **linéaire.**

POINT TUT'

☞ On veut appliquer un test statistique qui est le test de la pente de la droite de régression.

La droite de régression d'équation **Y = α + βX** comporte 2 paramètres (α et β).

☞ L'hypothèse nulle H0 est que la **pente β** de la droite de régression de Y en X est **égale à 0**, cad que **Y est égal à α**, ou encore que la droite de régression est **horizontale** et qu'il n'y a **pas de liaison** entre X et Y.

☞ L'hypothèse alternative H1 est que **la pente β** de la droite est **différente de 0**.

☞ Sous H0, le rapport de l'estimateur de la pente b sur son écart-type suit une loi de Student à (n-2)DDL, où n est l'effectif de l'échantillon. Le test de la pente consiste à calculer la grandeur t0 et à la comparer à la valeur seuil tα sur la table de la loi de Student à (n-2) DDL.

Le hasard explique-t-il la fluctuation de b ?

• **Intervalle de confiance de la pente** : b tend vers t_{n-2}, et on a : $b \pm t_{n-2,\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{{s_b}^2}$.

Si l'intervalle de confiance à 95% de b ne contient pas la valeur 0, dans ce cas, b est différent de 0 au risque d'erreur de 5%.

• **Intervalle de confiance de la droite : E(Y/X) = α + βX**, estimé par $\boldsymbol{m_{Y/X} = a + bX}$.

=> $m_{Y/X} \pm t_{n-2,\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{{s_{m_{Y/X}}}^2}$

• **Intervalle de prédiction** : pour un âge (X) fixé, on prédit la taille (Y) :

- $Y_p = a + bX$
- $Taille_p = 73{,}73 + 0{,}44Age$

• **Précision de la prédicition** : $y_p \pm t_{n-2,\frac{\alpha}{2}} \times \sqrt{{s_{y_p}}^2}$

On se pose la question de l'adéquation du modèle, c'est-à-dire, est ce que le modèle est un bon résumé des observations ?
Pour cela, on va calculer le pourcentage de variance expliquée R^2 :

$$R^2 = \frac{Part\ de\ variance\ expliquée\ par\ la\ régression}{Variance\ totale} = \frac{écart(m_{Y/X} - m_Y)}{écart(y - m_Y)}$$

$$\text{Variance totale} = {S^2}_Y$$

Pourcentage de variance expliquée : $R^2 = \frac{\sum(m_{Y/x_i} - m_Y)^2}{\sum(y_i - m_Y)^2}$

Exemple : $R^2 = 88\%$

💡 Remarque : $\sqrt{R^2}$ = estimation du coefficient de corrélation entre X et Y.

B. LA REGRESSION LOGISTIQUE

On utilise ce modèle lorsque les conditions d'application de la régression linéaire ne sont pas remplies.

• Variable **à expliquer** Y = binaire (malade ou non).
• Variables **explicatives** X = quantitatives ou qualitatives.

$$Y = f(X1 ; X2 ; \dots ; Xn)$$

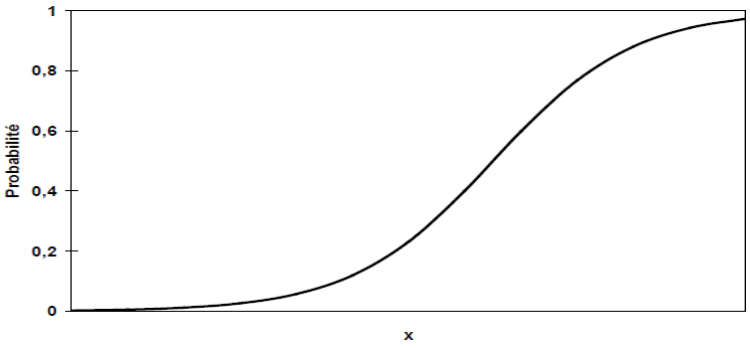
Expliquer Y revient à quantifier l'association de Y pour chaque xi, ou encore, prédire Y à partir de nouvelles observations de xi.

Exemple : Décès en fonction d'une dose de toxique : Comment varie la proportion de décès en fonction de la dose toxique ?

$$logit(p) = ln(p/1-p) = \alpha + \beta X$$

Rappel : L'estimation d'une probabilité est un rapport.
Pour pouvoir transformer un rapport en somme, on passe par la fonction logarithme : **log(A/B) = logA- logB**.
La fonction logit donne le log népérien de la côte d'un évènement, cad le rapport p/1-p.

logit(p) = ln(p/(1-p))



$$p = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha+\beta X)}}$$

	Chez les exposés	Chez les non-exposés
E	E=1	E=0
Probabilité d'être malade	$p_+ = p(M^+/E=1) = \frac{1}{1+e^{-(\alpha+\beta)}}$	$p_- = p(M^+/E=0) = \frac{1}{1+e^{-\alpha}}$
Probabilité de ne pas être malade	$1-p_+ = p(M^-/E=1) = \frac{e^{-(\alpha+\beta)}}{1+e^{-(\alpha+\beta)}}$	$1-p_- = p(M^-/E=0) = \frac{e^{-\alpha}}{1+e^{-\alpha}}$

L'**odds ratio** (ou OR) exprime force du lien entre X et Y, c'est le rapport des côtes. Il est déterminé à partir de l'estimation des paramètres.

$$OR = \frac{\frac{p_+}{(1-p_+)}}{\frac{p_-}{(1-p_-)}} = e^{\beta}$$

Conditions d'application de la régression logistique :

- Relation linéaire entre logit(p) et X
- Y binomial ou multinomial
- Codage « intelligent » des X catégoriels, afin de pouvoir interpréter les coefficients
- Indépendance des individus

Exemple : Facteurs d'hypotrophie à la naissance : Le poids de la mère est-il un facteur de risque d'hypotrophie ?

$$Logit(p) = \alpha + \beta.POIDSMERE$$

$$OR = e^{-0,03} = 0,97$$

IC à 95% de l'OR = [0.94 ; 0.99]

Interprétation : $p<0,05$, donc on conclut que l'OR est significativement différent de 1, et donc qu'il existe un lien significatif entre le poids de la mère et l'hypotrophie dans le sens suivant : lorsque le poids de la mère augmente, le risque d'hypotrophie diminue.

Pour chaque unité de poids maternel, le risque d'hypotrophie diminue de 0,97. On fait l'hypothèse d'un OR constant, quelque soit le poids maternel. Il s'agit d'une relation linéaire entre le risque d'hypotrophie et le poids maternel. Sinon => modification du codage du poids maternel.

III. REGRESSION LINEAIRE MULTIPLE

On peut trouver plusieurs causes dans l'évolution de la taille Y :

- L'âge (X1)
- Les facteurs socio-économiques (X2)
- Les taux d'hormones de croissance (X3)

Dans ce cas, on a $E(Y / X_1, X_2, X_3) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$

Estimation : α, β_1, β_2, β_3 sont estimés en tenant compte des 3 variables aléatoires X1, X2, X3.
On parle alors d'**ajustement**, et on peut envisager des **interactions** :

$$E(Y / X_1, X_2, X_3) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_2 X_3$$

- Tests des ß1, ß2, ß3 à 0
- Interprétation identique
- Adéquation identique
- Approche pas à pas
- Choix des variables : notion de modèle
- Variables très corrélées

Exemple : Prédire l'âge en fonction de 8 mesures : crâne (BIP), tronc (LATHO), membres supérieurs et inférieurs (LOMAIN, PERPOIGN, PERCHEV, PIEDS), globales (STAT, POIDS) sur un échantillon de 1000 enfants de 2 à 16 ans.

En moyenne, $AGE = \alpha + \beta_1 xBIP + \beta_2 xLATHO + \beta_3 xLOMAIN + \beta_4 xPERPOIGN + \beta_5 xPERCHEV + \beta_6 xPIEDS + \beta_7 xSTAT + \beta_8 xPOIDS$

Les statistiques descriptives nous indiquent que : mean(AGE) = 10,373 et var(AGE) = 11,53541.

Ensuite, on regarde les conditions d'application, les intervalles de confiance des paramètres, ainsi que l'adéquation (R^2).

SELECTION DES VARIABLES DU MODELE

La sélection des variables utiles au modèle se base sur le **principe de parcimonie** (« Les multiples ne doivent pas être utilisés sans nécessité »).

De ce fait, on n'ajoutera pas de nouvelles variables tant que celles présentes suffisent.

C'est ce qu'on appelle la **balance entre l'explication et la prédiction** : si on se retrouve avec trop de variables, notre modèle sera mieux expliqué, mais perdra en prédiction.

On parle aussi d'**overfitting**, ou d'**hyperadéquation**.

Ainsi, la sélection de variables se fait **pas-à-pas** (stepwise).

- Asencendant = on ajoute les variables une à une
- Descendant = on retire les variables une à une
- Double sens

Le critère de sélection de base sur le calcul d'un « score » AIC (Akaike Information Criterion).

$$AIC = 2p - 2\ln(L)$$

Avec : p le nombre de paramètres, et L la vraisemblance au modèle.

On veut le AIC le plus **petit** possible.

IV. REGRESSION LOGISTIQUE MULTIPLE

L'hypotrophie à la naissance dépend-elle du tabagisme, de l'HTA, de l'âge maternel et du poids maternel ?

Dans ce cas de figure-là, il est nécessaire de faire attention aux **interactions** qu'il peut y avoir entre les variables, notamment ici entre l'HTA et le tabac et entre l'HTA et le poids.

On utilise **l'analyse univariée** grâce au test exact de Fisher, au test du Chi2 de Pearson, et au test t de Student pour l'HTA, le tabac, l'âge et le poids maternel.

Et on utilise des **tests d'interaction** (test exact de Fisher, test de Wilcoxon) pour l'étude des variables HTA.TABAC et HTA.POIDSMAT.

V. METHODES PARTICULIERES

- Données de comptage : régression de Poisson (nombre d'évènements dans le temps)
- Régression non-linéaire
- Données censurées (survie) :
  - Estimation de Kaplan-Meïer ou analyse actuarielle
  - Test du Log-Rank (analyse univariée) ou modèle de Cox (analyse multivariée)
- Séries temporelles (Box-Jenkins)
- Variabilité spatiale
- Analyse factorielle de données : ACP, ACM, arbres, CHA, Kmeans,…

ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES (ACP)

Dans l'ACP, les variables sont toutes **quantitatives**.
Les moyennes, variances et corrélations ont un sens.

On va examiner la structure des données : ressemblance entre les individus, existence de sous-groupes d'individus, aberrance d'individus.

On cherche la **corrélation** entre les variables. Cela nous permet d'interpréter facilement la matrice de corrélation.
Si on a **p variables**, il existe **p*(p+1)/2 corrélations possibles.**

Principe de l'ACP : si les données ne comportent que 2 variables, une simple représentation graphique suffit pour répondre aux objectifs.
Mais en général, il y a p variables (on parle d'espace à p dimensions) et la représentation sous forme d'axes simples devient impossible. L'idée est donc d'obtenir des **représentations approchées** dans un **espace en 2 dimensions.**

On estime qu'on a p variables, ce qui revient à parler d'une dimension p (Rp).
Le but est d'obtenir des représentations en dimension 2 les plus fiables possibles.

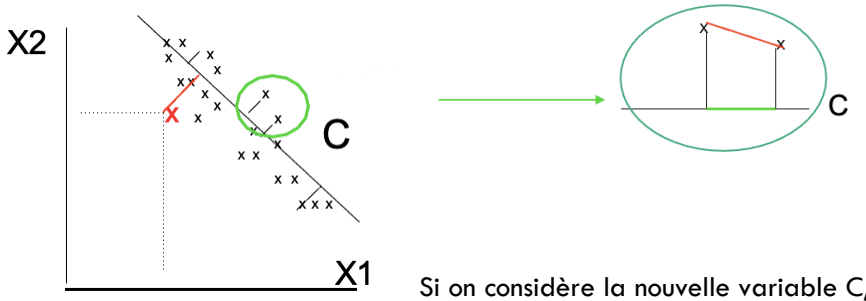
Le critère sur lequel on va se baser va être la **conservation de la variance,** c'est-à-dire qu'on souhaite conserver la distance entre les individus lorsqu'on va passer d'une représentation à l'autre.

Pour cela, on construit de **nouvelles variables Cj** qui vont permettre de **maximiser la variance.**

Il existe des contraintes de simplicité : on parle de combinaisons linéaires des variables initiales.

$C1 = A^1_1X_1 + A^1_2X_2 + \ldots + A^1_pX_p$

Géométriquement, on a :



Si on considère la nouvelle variable C, l'information est reconstituée de la manière la plus fiable possible au sens de la variance.

La première composante principale C1 se définit par la **combinaison linéaire des variables initiales maximisant la variance.**
La deuxième composante principale **maximise la variance,** et est **non-corrélée à la première composante** (principe de l'orthogonalité).
Et ainsi de suite.

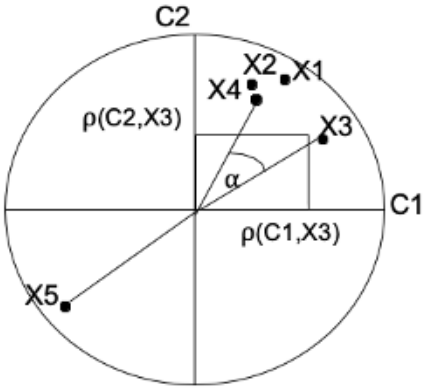
Au plus, on obtient p composantes principales.

En réalité, s'il existe une liaison entre les variables, **l'essentiel de l'information** (cad la variance) **est contenu dans les premières composantes principales** (en général, dans les 2 ou 3 premières composantes principales).

L'analyse des liaisons entre les variables permet d'obtenir une **matrice de corrélation**.
Avec p variables, on obtient p*(p+1)/2 corrélations possibles.
Les liaisons se font 2 à 2, il n'y a pas de liaisons multivariées.

En ACP, on va représenter les variables sous la forme d'un **cercle des corrélations** (C1 et C2 étant les deux premières composantes principales).

On peut alors montrer que si des variables sont proches de la circonférence, alors le cosinus de l'angle α est proche du coefficient ρ de corrélation entre ces 2 variables.

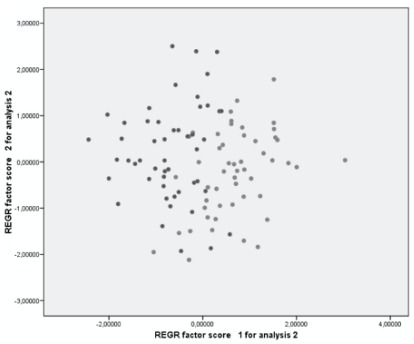


Exemple d'ACP : Infarctus du myocarde

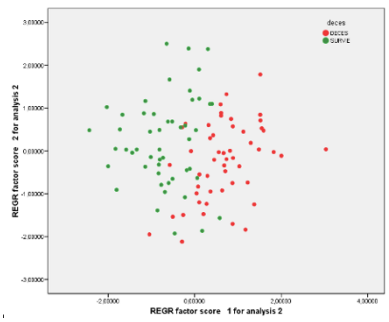
• Variables numériques : fréquence cardiaque, index cardiaque, index systolique, pression diastolique, pression artérielle pulmonaire, pression ventriculaire, résistance pulmonaire

• Variable qualitative : décès

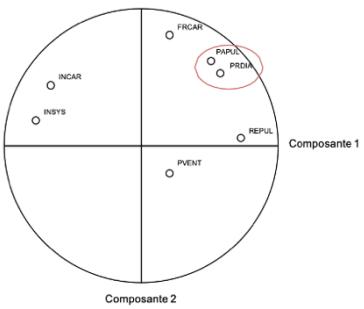
Ici, les objectifs vont être de vérifier la cohérence des données, rechercher les individus exceptionnels (en multivarié), rechercher l'existence de profils d'individus différents (sur p variables, donc en multivarié), et utiliser la variable « décès » comme variable illustrative.



Nuage des individus



Nuage des individus avec l'ajout d'une variable illustrative (vers l'inférentiel)



Cercle des corrélations entre les variables

VI. STRATEGIE D'ANALYSE

Statistiques descriptives :

- Moyennes, pourcentages, intervallles de confiance, médianes
- Graphiques (boxplot, histogrammes)

Analyses univariées :

- Descriptives : statistiques et graphiques par groupe, survie (Kaplan-Meier)
- Tests statistiques (± séries appariées) : pourcentages (test du Chi-2, test exact de Fisher), moyennes (test t de Student, ANOVA, Wilcoxon, Krustal-Wallis), corrélation de Pearson ou de Spearman, LogRank (survie), interactions en fonction de la biologie, séries chronologiques, corrélations spatiales,…

Analyse multivariée :

- Choix de la méthode (R linéaire, R logistique, modèle de Cox,…)
- Choix des variables initiales : variables connues dans la littérature, variables avec un sens biologique, variables $p<0,2$ ou $p<0,25$ pour les tests univariés
- Méthode pas-à-pas, avec les interactions, choix du critère statistique
- Garder les variables sélectionnées par la méthode pas-à-pas, et les variables biologiquement pertinentes
- Vérification de la qualité du modèle
- Interprétation du modèle final

FIN.

Désolée pour cette fiche pas hyper claire, j'ai fait ce que j'ai pu avec le diapo du prof…
Les quelques petits « POINT TUT » sont uniquement là pour vous apporter quelques précisions en plus, si ça ne vous aide pas à comprendre et retenir ne vous embrouillez pas avec.
En tous cas, allez poser toutes vos questions sur le forum !!! On les fera remonter au prof !
Pour ce qui est de la partie sur l'ACP, vous pouvez retrouver une petite explication de cette notion-là dans une vidéo qu'on vous a faite avec Sarah, dispo très très prochainement sur la chaîne Youtube du Tutorat Niçois.
Faites des liens entre les cours ! Par exemple, pour comprendre celui-ci, vous pouvez vous aider du cours sur les statistiques déductives (notamment la partie sur la corrélation entre les variables), du cours d'algèbre linéaire (qui reprend la partie sur l'ACP) et du cours de Santé Num sur la méthodologie en IA, où la régression est très bien expliquée +++

Je suis de tout cœur avec vous, courage, ne lâchez rien, et surtout ***BOSSEZ BIEN LA BIOSTAT*** *!!!!!!!!!*