

Bonne pratique de codage

Librement inspiré du Style Guide, by Hadley Wickham

- C'est important d'adopter des bonnes pratiques de codages :
 - permettre une lecture et une compréhension simple et rapide du code
 - tant pour le(s) développeur(s), que pour les utilisateurs, et favoriser le travail collaboratif
- Il n'y a pas un style parfait, le principal est d'en adopter un et de s'y tenir

```
# dur à lire
aze=data.frame(cole=rnorm(1000),refdzf=LETTERS[1:2]);ff=lapply(split(aze$cole,aze$refdzf),
                                                                function(x){mean(x)});ff
```

```
# c'est mieux quand même... ?
data <- data.frame(value = rnorm(1000), group = LETTERS[1:2])
mean.group <- lapply(
  split(data$value, data$group),
  function(x){
    mean(x)
  })
mean.group
```

Fichiers

Les noms doivent être **explicites** et se terminer par **.R**. Si les scripts sont ordonnés, les pré-fixer par un numéro.

# Good	# Bad	0-download.R
modelisation.R	toto.r	1-parse.R

Variables et fonctions

- Noms **courts** et **explicites**, de préférence en minuscule, en évitant d'utiliser des noms de fonctions connues...
- Utilisation d'un underscore (**_**) pour séparer les noms. Éviter le point (**.**), il peut amener de mauvaises interactions avec d'autres langages (java, javascript, ...)
- Variable == noms, fonctions == verbes, autant que possible...
- **Pas d'accents !**

# Good	# Bad
day_one	first_day_of_the_month
day_1	DayOne
	mean <- function(x) sum(x)

Espacer son code

- Mettre des espaces **autour** de tous les opérateurs (=, +, -, <-, etc.), **surtout** à l'intérieur de l'appel d'une fonction.
- Mettre un espace **après** une virgule, **pas avant**

- Essayer de mettre un espace avant l'ouverture d'une parenthèse, **sauf dans l'appel d'une fonction**

```
# Good
average <- mean(feet / 12 + inches, na.rm = TRUE)

# Bad
average<-mean(feet/12+inches,na.rm=TRUE)
```

- Exception pour `:`, `::` and `:::`

# Good	# Bad
<code>x <- 1:10</code>	<code>x <- 1 : 10</code>
<code>base::get</code>	<code>base :: get</code>
<code>if (debug) do(x)</code>	<code>if(debug)do(x)</code>
<code>plot(x, y)</code>	<code>plot (x, y)</code>

Namespace et appel d'une fonction

- `::` accès aux fonctions exportées d'un package
- `:::` accès aux fonctions *cachées* d'un package

Bonne pratique

- essayer de toujours préfixer l'appel à une fonction par `::`
 - obligatoire pour une soumission d'un package sur le CRAN
 - meilleure lisibilité des appels / dépendances
 - évite des conflits potentiels : deux fonctions du même nom dans deux packages différents...
- éviter l'utilisation des fonctions *cachées* `:::`
 - interdit pour une soumission d'un package sur le CRAN

```
require(FactoMineR)

# Good
FactoMineR::PCA(X, scale.unit = TRUE)
```

Accolades et indentation

- L'ouverture d'une accolade doit **toujours** être suivi d'un passage à la ligne.
- La fermeture d'une accolade doit être suivi d'un passage à la ligne, sauf dans le cas d'un **else**
- Le code à l'intérieur des accolades doit être indenté

# Good	# Bad
<code>if (y == 0) {</code>	<code>if (y == 0) {</code>
<code>log(x)</code>	<code>log(x)</code>
<code>} else {</code>	<code>}</code>
<code>y ^ x</code>	<code>else{ y ^ x}</code>
<code>}</code>	

- Indenter son code, de préférence en utilisant deux espaces. **Raccourci RStudio : Ctrl+A, Ctrl+I**
-

Assignement

- Utiliser `<-`, et **banir** `=`, lors de l'assignement

```
# Good
x <- 5
# Bad
x = 5
```

Commentaires

- Commenter son code, toujours dans un soucis de lecture et de collaboration. **Raccourci RStudio : Ctrl+Shift+C**
- un commentaire comportant au-moins `----` crée une section pouvant être réduite

```
# Load data -----
# Plot data -----
```

Opérateurs logiques

- `==`, `!=`, `>`, `<`, `>=`, `<=`

```
x <- 1

x == 1 # TRUE
x != 1 # FALSE
x < 1  # FALSE

vx <- c(1, 2)
vx != 1 # FALSE TRUE
```

- **any** : retourne vrai si au-moins un élément répond à la condition

```
x <- c(1:10)

any(x == 10) # TRUE
any(x > 10)  # FALSE
```

- **all** : retourne vrai si tous les éléments répondent à la condition

```
x <- c(1:10)

all(x <= 10) # TRUE
all(x > 10)  # FALSE
```

- `%in%` : vérifie l'appartenance de chaque élément d'un vecteur à un autre ensemble

```
x <- "rennes"
x %in% c("rennes", "brest") # TRUE

x <- c("rennes", "paris")
x %in% c("rennes", "brest") # TRUE FALSE
```

- `is.vector`, `is.data.frame`, `is.list`, ...

```
x <- c(1:10)

is.vector(x) # TRUE
```

-
- `!` : retourne la négation

```
x <- 1
y <- 10

(x == 1 & y == 10) # TRUE
!(x == 1 & y == 10) # FALSE
```

- `&` : opérateur logique ‘AND’. Vrai si les deux conditions sont vraies, faux sinon

```
(x == 1 & y == 10) # TRUE
(x == 1 & y == 9) # FALSE
```

- `|` : opérateur logique ‘OR’. Vrai si au-moins une des deux conditions est vraie, faux sinon

```
(x == 1 | y == 10) # TRUE
(x == 1 | y == 9) # TRUE
(x == 2 | y == 9) # FALSE
```

- `xor` : opérateur logique ‘OR’ exclusif. Vrai si une et une seule condition est vraie, faux sinon

```
xor(TRUE, FALSE) # TRUE
xor(TRUE, TRUE) # FALSE
```

Structures conditionnelles

`if / else / else if`

```
if(condition1){
  print("la condition1 est vrai")
}else if(condition2){
  print("la condition1 est fausse, mais la condition2 est vrai")
}else{
  print("les conditions sont fausses... :-(")
}
```

- la condition doit retourner une (**et une seule**) valeur logique (TRUE/FALSE)

`ifelse`, une variante

```
ifelse(vecteur.condition, vecteur.vrai, vecteur.faux)
```

- Pour chaque élément i , regarde `condition[i]`, et retourne `vrai[i]` ou `faux[i]`

```
x <- 1:2
ifelse(x%%2 == 0, 0, x) #> [1] 1 0
```

switch

- Suivant les cas, une autre façon de faire un **if / else if**

```
res <- switch(valeur,
  cas1 = resultat1,
  cas2 = resultat2,
  cas3 = resultat3,
  sinon (optionnel))
```

```
fonction <- "mean"
x <- rnorm(100)
res <- switch(fonction,
  "mean" = mean(x),
  "median" = median(x),
  "sum" = sum(x))
res
```

```
## [1] -0.03000878
```

Les boucles

- Rarement efficaces...
- Donc à utiliser avec précautions dans **R**
- Utiliser de préférence les propriétés offertes par la **vectorisation**, et la “**Apply Family**”

For

On parcourt un ensemble d'éléments

```
for(variable in elements){
  ...
}
```

```
for(lettre in LETTERS[1:2]){
  print(lettre)
}
```

```
## [1] "A"
## [1] "B"
```

While

- Tant que la condition est vraie, on continue
 - Si elle est fausse au départ, rien ne s'exécute
 - Si elle est toujours vraie, ou s'il n'y a pas de sortie **explicite**, elle continue à tourner...!

```
while(condition){
  ...
}

x <- 1
while(x < 4){
  print(x)
  x <- x+1
}
```

```
## [1] 1
## [1] 2
## [1] 3
```

Repeat

- Tant qu'on ne sort pas, on continue
 - L'exécution a donc lieu au-moins une fois
 - Utilisation de **break** pour sortir

```
repeat{
  ...
  if(condition) break
}
```

```
x <- 1
repeat{
  x <- x+1
  if(x == 3){
    print("x vaut 3, on s'arrête.")
    break
  }
}
```

```
## [1] "x vaut 3, on s'arrête."
```

Break et next

- **break** : Sortie immédiate d'une boucle **for**, **while** ou **repeat**
- **next** : Itération suivante d'une boucle **for**, **while** ou **repeat**

```
for(i in 1:3){
  if(i%%2 != 0) {
    next
  }
  print(i)
}
```

```
## [1] 2
```

Les fonctions

On définit une nouvelle fonction avec la syntaxe suivante :

```
fun <- function(arguments) expression
```

- **fun** le nom de la fonction
- **arguments** la liste des arguments, séparés par des virgules. *formals(fun)*
- **expression** le corps de la fonction. une seule expression, ou plusieurs entre des accolades. *body(fun)*

```
test <- function(x) x^2
test          # function(x) x^2
```

```
formals(test)      # $x
body(test)         # x^2
environment(test)  # <environment: R_GlobalEnv>
```

- Une fonction appartient à un environnement. Le plus souvent un package, ou alors l'environnement global **GlobalEnv**. `environment(fun)`

Les arguments

- Valeur par défaut
 - via une affectation, avec '=', dans la définition de la fonction
 - optionnel lors de l'appel

```
test <- function(x, y = 2){
  x + y
}
test(x = 2)          # 4
test(x = 2, y = 10)  # 12
```

- Quelques fonctions utiles de contrôle :
 - `missing(arg)` : retourne TRUE si l'argument est manquant lors de l'appel
 - `match.arg()` : en cas d'input tronqué...
 - `typeof(arg)`, `class(arg)`, `is.vector()`, `is.data.frame()`, ...

```
match.arg("mea", c("mean", "sum", "median")) # "mean"
class(10)                                     # "numeric"
```

Dépendances entre arguments

On peut définir un argument en fonction d'autres arguments

```
# avec une expression simple
test <- function(x, y = x + 10){
  x + y
}
test(5) # 20

# un peu plus compliqué
test <- function(x,
  fun = if(class(x) %in% c("numeric", "integer")){
    "sum"
  }else{
    "length"
  }){
  do.call(fun, list(x = x))
}

test(1:10)          #55
test(LETTERS[1:10]) #10
```

Evaluation des arguments

Point Important : les arguments ne sont évalués que lorsqu'ils sont appelés, sinon ils n'existent pas dans la fonction... Pour forcer l'évaluation, on peut utiliser la fonction *force()*. Démonstration :

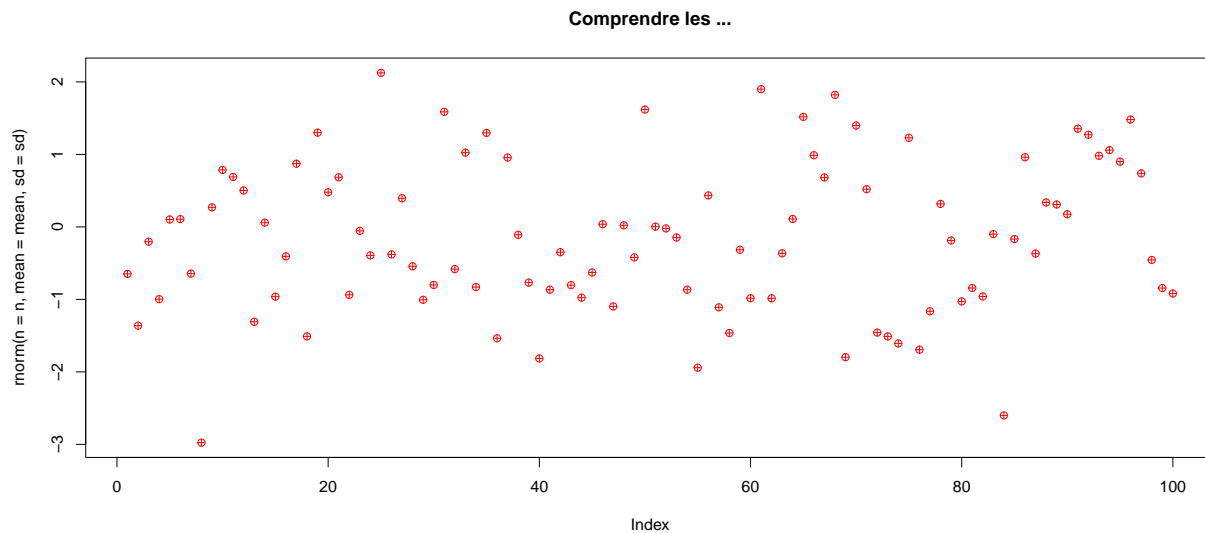
```
f <- function(x) {  
  10  
}  
f(stop("This is an error!"))  
  
# la fonction retourne 10 alors que l'argument est un stop...  
# 10  
  
# utilisation de force  
f <- function(x) {  
  force(x)  
  10  
}  
f(stop("This is an error!"))  
  
# Error: This is an error!
```

Comprendre les '...' (1/2)

- Signifie que la fonction accepte d'autres arguments que ceux définis explicitement
- Sert généralement à passer ces arguments à une autre fonction
- Se récupère facilement avec : *list(...)*

```
viewdot <- function(arg, ...){  
  list(...)  
}  
viewdot(arg = 1, x = 2, name = "name")  
  
#$x  
#[1] 2  
#  
#$name  
#[1] "name"  
  
rnormPlot <- function(n, mean = 0, sd = 1, ...){  
  plot(rnorm(n = n, mean = mean, sd = sd), ...)  
}  
rnormPlot(n = 100, main = "Comprendre les ...", col = "red", pch = 10)
```

Comprendre les ‘...’ (2/2)



Retourner un résultat

Une fonction retourne par défaut le résultat de la dernière expression

```
test <- function(x, y = 2){  
  x + y  
}  
test(2)
```

```
## [1] 4
```

```
somme <- test(x = 2, y = 2)  
somme
```

```
## [1] 4
```

- Renvoi d'un résultat avant la fin de la fonction : fonction *return()*
- Utilisation de *return()* pour la dernière expression ? **Inutile.**
- Retour de plusieurs résultats : liste nommée.
- Aucun résultat ? Possible avec par exemple la fonction *invisible()*

Fonction *return()*

```
test <- function(x, y = 2){  
  if(y == 0){  
    return(x)  
  }  
  x + y  
}  
test(2)
```

```
## [1] 4
```

- Plusieurs résultats

```
test <- function(x, y = 2){
  list(x = x, y = y)
}
test(2)
```

```
## $x
## [1] 2
##
## $y
## [1] 2
```

Fonction invisible()

“This function can be useful when it is desired to have functions return values which can be assigned, but which do not print when they are not assigned”

```
test <- function(x, y = 2){
  x + y
  invisible()
}
test(2)  # no print on console
res <- test(2)
res      # and NULL result
```

```
## NULL
```

```
test <- function(x, y = 2){
  invisible(x + y)
}
test(2)  # no print on console
res <- test(2)
res      # but a result !
```

```
## [1] 4
```

Variables locales et globales

- Une variable définie dans une fonction est **locale** :
 - elle ne sera pas présente ensuite dans l'espace de travail
 - elle n'écrasera pas une variable du même nom existante

```
x <- 100
test <- function(x, y){
  x <- x + y
  x
}

# la fonction retourne bien 10
test(5, 5)
```

```
## [1] 10
```

```
# et x vaut bien toujours 100  
x
```

```
## [1] 100
```

Affectation globale

- Via l'opérateur d'affectation `<-`, on peut affecter ou modifier une variable **globale**
- Autant que possible **non-recommandé**...!

```
x <- 100  
test <- function(x, y){  
  x <- x + y  
  y <- y  
  x  
}  
  
# la fonction retourne ... 5 ?  
test(5, 5)
```

```
## [1] 5
```

```
# et x vaut maintenant 10, et y 5  
x ; y
```

```
## [1] 10
```

```
## [1] 5
```

Appel d'une variable non-définie ?

```
test <- function(x){  
  x + z  
}  
  
# Erreur, z n'existe pas  
test(5)  
  
#> Error in test(5) : object 'z' not found  
  
# Si, à tout hasard, une variable 'z' existe dans un autre environnement  
# au moment de l'appel, la fonction l'utilise...  
z <- 5  
test(5)  
  
#> 10
```

- **R** va chercher une variable d'une même nom dans les environnements *parents*. Pratique également à éviter.

Il faut passer tous les arguments en paramètres, et retourner l'ensemble des résultats souhaités en sortie

Fonctions anonymes

Comme son nom l'indique, une fonction qui n'a pas de nom...

- fonction courte, utilisée dans une autre fonction
- qui n'a pas pour but d'être ré-utilisée par la suite

```
f <- function(x){
  x + 1
}

res1 <- sapply(1:10, f)

res2 <- sapply(1:10, function(x) x + 1)

res1

## [1] 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11
res2

## [1] 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11
```

Communication

Quand on développe, il est important d'anticiper les problèmes potentiels du code :

- mauvais type d'argument
- fichier non-existant
- données manquantes, valeurs infinies, ...

Et communiquer avec l'utilisateur. Trois niveaux sont disponibles :

- fonction `stop()` : erreur "fatale", l'exécution se termine. A utiliser quand la suite du code ne peut pas être exécutée
 - fonction `warning()` : problème "potentielle", l'exécution continue, mais il y aura peut-être un soucis...
 - fonction `message()` : message "informatif", l'exécution continue.
-

Communication : exemple

```
test <- function(x){
  # pour une erreur plus compréhensible
  if(missing(x)){
    stop("x is missing. Please enter a valid argument")
  }
  if(!class(x) %in% c("numeric", "integer")){
    x <- as.numeric(as.character(x))
    warning("x is coerced to numeric")
  }
  message("compute x*2")
  x*2
}

try(test())
```

```
## Error in test() : x is missing. Please enter a valid argument
#> Error: x is missing. Please enter a valid argument

test("5")

## Warning in test("5"): x is coerced to numeric
## compute x*2
## [1] 10
```

Et la documentation dans tout ça ?

La documentation est très importante :

- pour que l'utilisateur sache comment utiliser la fonction
- pour vous et d'autres développeurs, lors d'améliorations

Adopter la convention *doxygen*

- simple d'utilisation
- utiliser dans de nombreux langages de programmation
- via le package roxygen2, vous simplifiera ensuite la vie si vous créez des packages !

Utilisation dans R

Le plus simple : placer le curseur au-niveau de la fonction et faire *Code -> Insert roxygen Skeleton* ou bien utiliser le raccourci clavier associé

- en commençant la ligne par #'

<http://r-pkgs.had.co.nz/man.html>

Les balises indispensables

- @param : pour les arguments
- @return : pour le résultat
- @examples : pour les exemples
- @import : packages dépendants utilisés
- @importFrom : packages dépendants utilisés (mais importation uniquement de quelques fonctions)

Penser à préfixer le nom des fonctions utilisées par le package : `fonction`, et cela même pour les packages de base :

```
# Bad                                # Good
res_pca <- PCA(decathlon)             res_pca <- FactoMineR::PCA(decathlon)
```

exemple de documentation

```
#' le titre de ma fonction
#'
#' Une description succincte de ma fonction
#' sur plusieurs lignes si on veut
#'
#' @param nom : Character. Nom de la personne
```

```

#' @param prenom : Character. Prénom de la personne
#'
#' @return : Character. Identification de la personne
#'
#' @importFrom base paste0
#'
#' @examples
#' # les exemples sont exécutables dans RStudio avec Ctrl+Entrée
#' identify("Thieurmél", "Benoît")
identify <- function(nom, prenom){
  base::paste0("Nom :", nom, ", prénom : ", prenom)
}

```

La “Apply family”

R donc pas au top pour interpréter et exécuter efficacement des boucles **for**

- Une solution **radicale** : NE PAS LES UTILISER !
- Penser à la vectorisation
- Utiliser la “**Apply family**”
 - **apply** : appliquer une fonction sur un data.frame, une matrice, ou un tableau multi-dimensionnel
 - **lapply** : appliquer une fonction sur une liste, ou un vecteur, et retourne une liste
 - **sapply** : identique à **lapply**, mais essaye de structurer un peu mieux les résultats si cela est possible
 - **vapply** : identique à **sapply**, en permettant de définir (un peu) le format des résultats
 - **mapply** : prend en entrée plusieurs vecteurs/listes, et applique la fonction sur les premiers éléments de chaque entrées, puis sur les seconds,
 - **rapply** : exécution récursive de **apply**, avec contrôle préalable des éléments
 - **tapply** : calculs par sous-population

Apply

```
apply(X, MARGIN, FUN, ...)
```

- **X** : une matrice ou un tableau
- **MARGIN** : un vecteur d’entiers contenant la ou les dimensions sur lesquelles on souhaite appliquer la fonction (1 : lignes, 2 : colonnes)
- **FUN** : la fonction à appliquer
- ... : ensemble d’arguments supplémentaires, à passer à la fonction

```

x <- cbind(x1 = 3, x2 = c(NA, 4:1, 2:6))
apply(x, 2, mean)           # moyenne par colonnes

```

```
## x1 x2
## 3 NA
```

```
apply(x, 2, mean, na.rm = TRUE) # en passant un argument
```

```
##      x1      x2
## 3.000000 3.333333
```

lapply, sapply, vapply

```
lapply(X, FUN, ...)  
  
sapply(X, FUN, ..., simplify = TRUE, USE.NAMES = TRUE)  
  
vapply(X, FUN, FUN.VALUE, ..., USE.NAMES = TRUE)
```

- **X** : un vecteur ou une liste
- **FUN** : la fonction à appliquer à tous les éléments de *X*
- **...** : ensemble d'arguments supplémentaires, à passer à la fonction
- **simplify** : booléen ou caractère, pour simplifier les résultats
- **USE.NAMES** : booléen. Si *X* est nommé, les utiliser dans les résultats ?
- **FUN.VALUE** : un "template" pour les résultats

Essayons de comprendre ces petites différences...

1. Calcul de la moyenne, soit une valeur par élément

- les données de départ :

```
x <- list(a = 1:3, b = rnorm(5))  
  
## $a  
## [1] 1 2 3  
##  
## $b  
## [1] 0.7942479 0.3190585 -0.3706188 0.6300739 0.6763603
```

- lapply retourne donc une liste

```
lapply(x, FUN = mean)
```

```
## $a  
## [1] 2  
##  
## $b  
## [1] 0.4098244
```

-
- sapply simplifie les résultats dans un vecteur

```
sapply(x, FUN = mean)
```

```
##      a      b  
## 2.0000000 0.4098244
```

- vapply attend une précision sur le résultat

```
# on s'attend à récupérer une valeur numérique  
vapply(x, FUN = mean, FUN.VALUE = 0)
```

```
##      a      b  
## 2.0000000 0.4098244
```

```
# et si on s'attend à récupérer une valeur logique ?  
vapply(x, FUN = mean, FUN.VALUE = TRUE)
```

```
# Error in vapply(x, FUN = mean, FUN.VALUE = TRUE) :
```

```
# values must be type 'logical',  
# but FUN(X[[1]]) result is type 'double'
```

2. Calcul des quantiles, soit 5 valeurs par éléments

- lapply retourne donc une liste

```
lapply(x, FUN = quantile)
```

```
## $a  
## 0% 25% 50% 75% 100%  
## 1.0 1.5 2.0 2.5 3.0  
##  
## $b  
##          0%          25%          50%          75%          100%  
## -0.3706188 0.3190585 0.6300739 0.6763603 0.7942479
```

- sapply simplifie les résultats dans une matrix

```
sapply(x, FUN = quantile)
```

```
##      a      b  
## 0%  1.0 -0.3706188  
## 25% 1.5 0.3190585  
## 50% 2.0 0.6300739  
## 75% 2.5 0.6763603  
## 100% 3.0 0.7942479
```

-
- Formattage avec vapply

```
vapply(x, FUN = quantile, FUN.VALUE = c(Min. = 0, "1st Qu." = 0,  
    Median = 0, "3rd Qu." = 0, Max. = 0))
```

```
##      a      b  
## Min.  1.0 -0.3706188  
## 1st Qu. 1.5 0.3190585  
## Median 2.0 0.6300739  
## 3rd Qu. 2.5 0.6763603  
## Max.   3.0 0.7942479
```

3. Et si on retourne un nombre variable d'éléments ?

```
la <- lapply(x, FUN = function(elm) elm)  
sa <- sapply(x, FUN = function(elm) elm)  
# vapply pas pertinent  
  
identical(la, sa)
```

```
## [1] TRUE
```

mapply

```
mapply(FUN, ..., MoreArgs = NULL, SIMPLIFY = TRUE,  
    USE.NAMES = TRUE)
```


- **FUN** : la fonction à appliquer
- **...** : ensemble d'arguments, vecteurs ou listes
- **MoreArgs** : liste d'arguments supplémentaires pour la fonction
- **SIMPLIFY** : booléen ou caractère, pour simplifier les résultats
- **USE.NAMES** : booléen. Si noms il y a dans X, les utiliser dans les résultats ?

```
mapply(rep, 1:2, 2:1)
```

```
## [[1]]
## [1] 1 1
##
## [[2]]
## [1] 2
```

```
# en nommant les arguments
```

```
mapply(rep, times = 1:2, x = 2:1)
```

```
## [[1]]
## [1] 2
##
## [[2]]
## [1] 1 1
```

```
# en passant des arguments supplémentaires
```

```
mapply(rep, times = 1:2, MoreArgs = list(x = 100))
```

```
## [[1]]
## [1] 100
##
## [[2]]
## [1] 100 100
```

```
# Avec simplification des résultats
```

```
mapply(function(n, moy) mean(rnorm(n, moy)), n = c(100, 1000), moy = c(10, 0))
```

```
## [1] 9.93284353 -0.02103426
```

tapply

```
tapply(X, INDEX, FUN = NULL, ...,
       default = NA, simplify = TRUE)
```

- **X** : la colonne / le vecteur utilisé(e) dans le calcul
- **INDEX** : liste du / des facteurs définissant les populations
- **FUN** : la fonction à appliquer
- **...** : ensemble d'arguments supplémentaires, à passer à la fonction
- **simplify** : booléen ou caractère, pour simplifier les résultats

```
head(warpbreaks, n = 4)
```

```
##   breaks wool tension
## 1     26    A        L
## 2     30    A        L
## 3     54    A        L
## 4     25    A        L
```

```
tapply(X = warpbreaks$breaks,  
       INDEX = warpbreaks[, -1], FUN = sum)
```

```
##      tension  
## wool   L   M   H  
##    A 401 216 221  
##    B 254 259 169
```

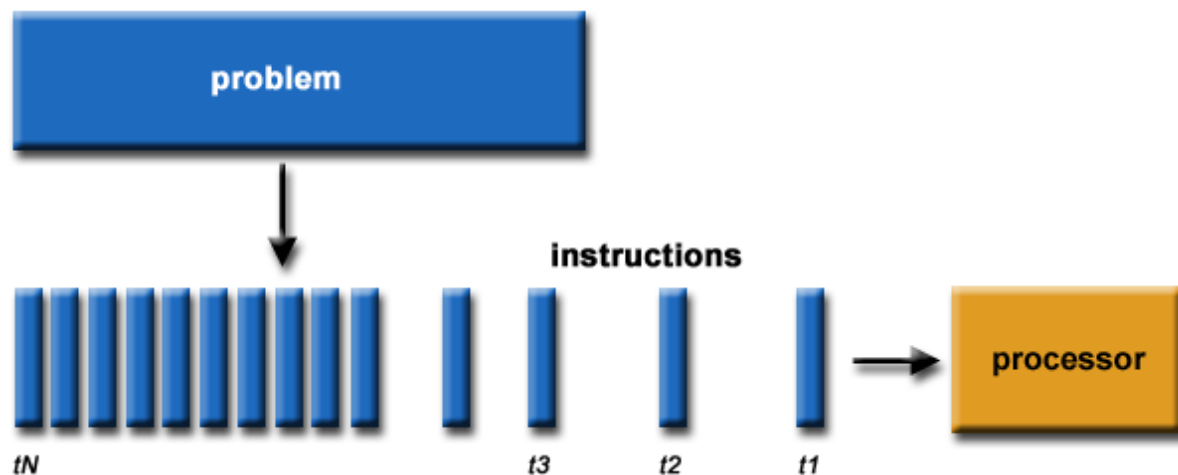
```
tapply(X = warpbreaks$breaks,  
       INDEX = list(warpbreaks$wool), FUN = sum)
```

```
##    A    B  
## 838 682
```

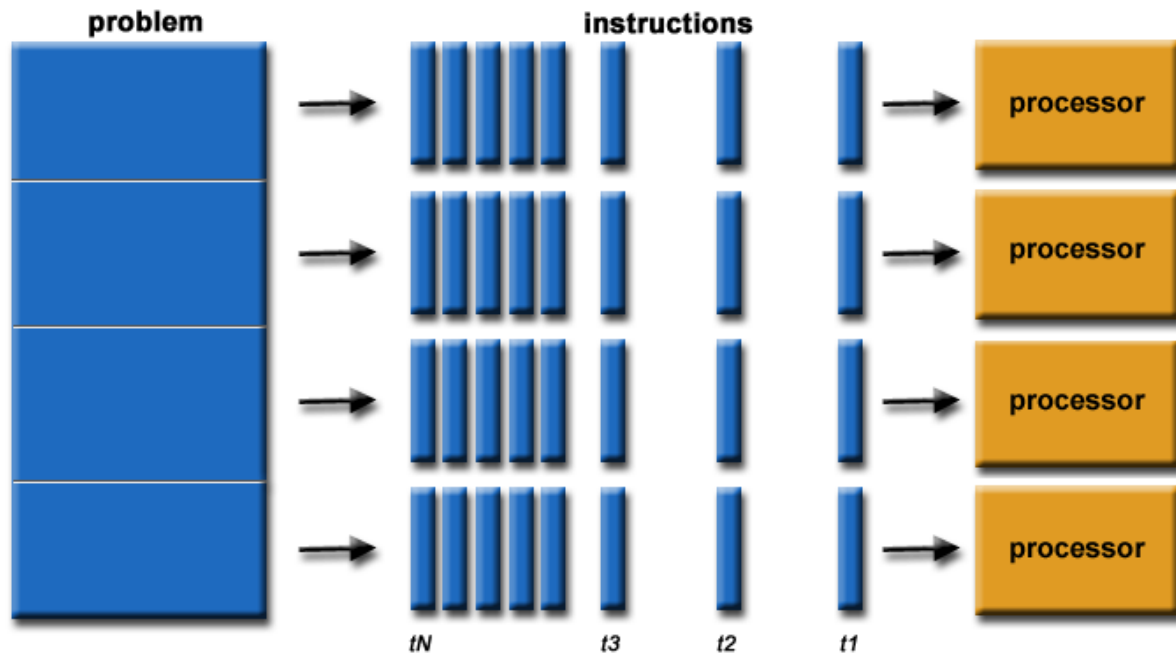
Le calcul parallèle

Concept

- Calcul séquentiel
 - un problème est divisé en une série d'instructions
 - les instructions sont exécutées les une après les autres
 - sur une seule unité de calcul
 - seulement une instruction s'exécute à la fois



-
- Calcul parallèle
 - un problème peut être divisé en plusieurs séries d'instructions indépendantes pouvant s'exécuter en même temps
 - les instructions de chaque série s'exécutent simultanément sur différentes unités de calcul
 - les résultats obtenus sur chaque unité de calcul sont renvoyés dans le processus parent
 - cela nécessite un mécanisme de contrôle et de synchronisation



‘l’ensemble des techniques logicielles et matérielles permettant l’exécution simultanée de séquences d’instructions indépendantes sur des processeurs et/ou coeurs différents’

Le problème algorithmique est donc :

- pouvoir diviser tout ou une partie en sous-calculs indépendants
- pouvoir exécuter plusieurs instructions à un moment donné
- résoudre le problème en moins de temps qu’avec un calcul séquentiel

Les ressources matérielles à disposition :

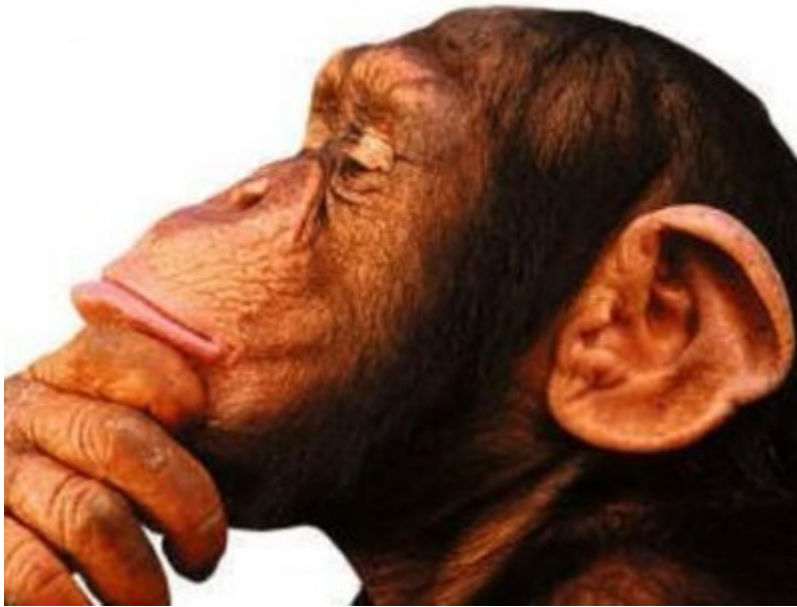
- un unique ordinateur, avec plusieurs processeurs / coeurs
- un cluster d’ordinateurs inter-connectés



Quand paralléliser ?

- quand chaque calcul commence à prendre un peu de temps...

- calculer plusieurs tâches rapides en parallèle prend en général plus de temps qu’avec un calcul séquentiel...
- faire attention au partage des données, et regarder l’évolution de la performance en fonction du nombre de coeurs
- le mieux : tester et comparer !



les outils dans R

- A la base, **R** est mono-cœur
- De nombreux packages permettant le calcul parallèle existent. Voir <https://cran.r-project.org/web/view/HighPerformanceComputing.html>

Nous nous focaliserons sur deux packages :

- le package **parallel**
 - inclu dans R depuis R.2.14.0
 - basé sur deux “anciens” packages : **snow** et **multicore**
 - propose une interface très proche de la ‘**Apply family**’
- le package **foreach**

```
require(parallel)
vignette("parallel")

require(foreach)
vignette("foreach")
```

le package parallel

Le processus général :

- ouverture d’un “cluster”
 - **makeCluster()**

- ouverture de sessions **R** temporaires
 - fonction utile : **detectCores()**, nombre de CPU coeurs sur la machine
 - utilisation du “cluster”
 - **clusterCall**, **clusterApply**, **clusterExport**, **clusterEvalQ**, ...
 - **parLapply**, **parSapply**, **parApply**, ...
 - fermeture du “cluster”
 - sinon les sessions **R** temporaires restent ouvertes...
 - **stopCluster()**
-

exemple d'introduction

```
require(parallel)
nb.cores <- detectCores() # 4
nb.cores

## [1] 8
# mieux vaut éviter d'utiliser toutes les ressources
cl <- makeCluster(nb.cores - 1)
res <- clusterApply(cl, 1:7, function(x){ rnorm(x)})
str(res)

## List of 7
## $ : num 0.651
## $ : num [1:2] -0.9 1.15
## $ : num [1:3] 0.0949 -1.1703 -0.5004
## $ : num [1:4] -0.0372 -0.8561 0.8089 1.0669
## $ : num [1:5] 0.452 -0.151 -0.374 1.337 2.021
## $ : num [1:6] 0.843 0.92 1.072 0.924 -0.277 ...
## $ : num [1:7] 0.808 1.219 -0.653 -0.185 -1.175 ...
stopCluster(cl)
```

Points importants

chargements des données / packages

- les sessions **R** temporaires sont “vides” (sauf en Linux/Mac, avec l’option *makeCluster(, type=“FORK”)*)
 - aucunes variables / aucuns packages de la session principale sont présents
- **clusterExport** : exporte les variables / fonctions souhaitées
- **clusterEvalQ** : exécute un code dans toutes les sessions. Utile pour charger un package notamment

load-balancing

- Généralement, les p premiers calculs sont envoyés aux p sessions ouvertes
 - les calculs suivants débutent lorsque **tous** les p calculs ont été effectués
 - Dans le cas de calculs de temps différents, on perd de la performance
 - des versions LB, **load-balancing**, existent pour enchaîner sur un nouveau calcul dès que le précédent se termine
-

Chargement des données : illustration

```
cl<-makeCluster(2)
add <- 10
mult <- function(x) x * 2

parLapply(cl, 1:10, function(x) mult(x) + add)

# les noeuds ne connaissent pas la variable et la fonction
# Error in checkForRemoteErrors(val) :
# 2 nodes produced errors; first error: objet 'mult' introuvable

# on les exporte avant de lancer le calcul

clusterExport(cl, varlist = c("add", "mult"))

res <- parLapply(cl, 1:10, function(x) mult(x) + add)

res[[1]] # 12

stopCluster(cl)
```

Chargement d'un package : illustration

```
cl<-makeCluster(2)
data(iris)

parLapply(cl, split(iris[, -c(5)], iris$Species), function(subdata){
  rpart(Sepal.Length~., subdata)
})

# les noeuds ne connaissent pas la variable et la fonction
# Error in checkForRemoteErrors(val) :
# 2 nodes produced errors; first error: impossible de trouver la fonction "rpart"

# on charge le package
clusterEvalQ(cl, {
  require(rpart)
})

res <- parLapply(cl, split(iris[, -c(5)], iris$Species), function(subdata){
  rpart(Sepal.Length~., subdata)
})

stopCluster(cl)
```

le package et la fonction foreach

- ressemble à une boucle **for**
- mais avec l'utilisation de l'opérateur **%do%** ou **%dopar%** pour du parallèle

- et **retourne un résultat**, une liste par défaut

```
## Warning: le package 'foreach' a été compilé avec la version R 4.1.3
```

```
require(foreach)
```

```
x <- foreach(i = 1:3) %do% sqrt(i)
# équivalent à lapply(1:3, sqrt)
x
```

```
## [[1]]
## [1] 1
##
## [[2]]
## [1] 1.414214
##
## [[3]]
## [1] 1.732051
```

structure du résultat : `.combine`

```
# un vecteur
x <- foreach(i = 1:3, .combine = "c") %do% sqrt(i)
x
```

```
## [1] 1.000000 1.414214 1.732051
```

```
# une matrice
x <- foreach(i=1:4, .combine = 'cbind') %do% rnorm(2)
x
```

```
##      result.1 result.2 result.3 result.4
## [1,] -0.9527664 -0.3517605  3.0314790 -1.447976
## [2,]  1.7054767 -1.5471608 -0.1802535 -1.648547
```

```
# une somme
x <- foreach(i = 1:3, .combine = "+") %do% i
x
```

```
## [1] 6
```

ajouter un filtre avant l'exécution

- Similaire à `if`, mais avec l'utilisation de **when**

```
require(numbers)
foreach(n = 1:50, .combine = c) %:% when (isPrime(n)) %do% n
```

```
## [1]  2  3  5  7 11 13 17 19 23 29 31 37 41 43 47
```

gérer les erreurs : `.errorhandling`

- par défaut, si une erreur se produit, l'exécution s'arrête
- on peut continuer le calcul et récupérer les erreurs potentielles en mettant l'option `.errorhandling` à *pass*

```
foreach(n = 1:2, .errorhandling = "pass") %do% ifelse(n == 2, stop("erreur"), n)

## [[1]]
## [1] 1
##
## [[2]]
## <simpleError in ifelse(n == 2, stop("erreur"), n): erreur>
```

Calcul parallèle

- même principe qu'avec **parallel**, sauf qu'il faut explicitement enregistrer le cluster
- avec **doParallel**, ou **doMC**, **doMPI**, **doRedis**, **doRNG**, **doSNOW**

```
## Warning: le package 'doParallel' a été compilé avec la version R 4.1.3
```

```
## Warning: le package 'iterators' a été compilé avec la version R 4.1.3
```

```
require(foreach)
require(doParallel)

cl <- makeCluster(6)
# avec foreach, il faut enregistrer le cluster
registerDoParallel(cl)

res <- foreach(n = 1:6) %dopar% rnorm(x)
str(res)
```

```
## List of 6
## $ : num [1:6] -0.5278 1.6905 -0.0658 -0.0442 -0.7594 ...
## $ : num [1:6] -0.0256 0.7083 0.6416 0.3496 0.3889 ...
## $ : num [1:6] -0.294 0.939 -0.678 -0.272 -0.086 ...
## $ : num [1:6] 0.233 0.896 -0.967 0.471 -0.956 ...
## $ : num [1:6] -0.404 0.976 2.152 -0.393 0.842 ...
## $ : num [1:6] 0.17 -0.765 0.712 0.797 0.161 ...

stopCluster(cl)
```

Points importants

chargements des données / packages

- contrairement à l'utilisation du package **parallel**, toutes les variables de l'environnement courant sont exportées par défaut
- **.noexport** : ne pas exporter certaines variables
- **.export** : exporter des variables qui ne sont pas dans l'environnement courant
- **.packages** : chargement de package(s)

autres options utiles

- **.inorder** : résultats dans l'ordre d'entrée ? Défaut à **TRUE**. **FALSE** peut amener de meilleures performances
- **.verbose** : utile pour déboguer

Exemples

```
cl<-makeCluster(2)
registerDoParallel(cl)

#####
# chargement des données
#####

add <- 10
mult <- function(x) x * 2

# pas besoin de charger les données avant
res <- foreach(n = 1:10) %dopar% (mult(n) + add)
res[[1]] # 12

#####
# chargement d'un package
#####

res <- foreach(data = split(iris[, -c(5)], iris$Species), .packages = "rpart") %dopar%
  rpart(Sepal.Length~., data)

stopCluster(cl)
```

Retour sur la notion d'environnement

```
y <- 10
f <- function(x, .export = NULL){
  cl<-makeCluster(2)
  registerDoParallel(cl)
  res <- foreach(i = x, .export = .export) %dopar% (i + y)
  stopCluster(cl)
  res
}

res <- f(2:10)
# Error in (x + y) : task 1 failed - "objet 'y' introuvable"

res <- f(2:10, .export = "y")
res[[1]] # 12
```

OPTIMISATION DU CODE

Accélérer son code ?

R non efficace pour interpréter et exécuter des boucles for et donc A EVITER!

- Vectorisation

- Fonctions de type **Apply**
- Utilisation du package **compiler** :

<http://homepage.divms.uiowa.edu/~luke/R/compiler/compiler.pdf>

- Implémenter les points chauds de calcul avec des langages compilés et utiliser le package **Rcpp**

<http://www.rcpp.org/>

Gestion de la mémoire

Initialiser l'espace pour un résultat. Sinon **R** prend du temps pour agrandir itérativement la mémoire allouée à un objet :

Dans tous les cas éviter la concaténation de résultats quand cela est possible

```
x <- rnorm(100000) ; y <- rnorm(100000)
res <- integer(100000) # initialisation

# calcul de la somme via une boucle avec initialisation
system.time(for(i in 1:length(x)){
  res[i] <- x[i] + y[i]
})
```

```
## utilisateur      système      écoulé
##           0.00         0.00         0.02
```

```
res <- c()
# avec concaténation
system.time(for(i in 1:length(x)){
  res <- c(res, x[i] + y[i])
})
```

```
## utilisateur      système      écoulé
##           9.77         7.48        24.39
```

Retour sur la vectorisation

‘La vectorisation est le processus de conversion d’un programme informatique à partir d’une implémentation scalaire, qui traite une seule paire d’opérandes à la fois, à une implémentation vectorielle qui traite une opération sur plusieurs paires d’opérandes à la fois. Le terme vient de la convention de mettre les opérandes dans des vecteurs ou des matrices.’ (Wikipédia)

- R est un langage **interprété**
- Beaucoup de calculs pouvant être réalisés par une boucle peuvent se faire en utilisant la vectorisation, avec une performance accrue :
 - opérations sur des vecteurs
 - opérations sur des matrices (= un ensemble de vecteurs)
 - opérations sur des data.frame
- Une performance accrue, pourquoi ?
 - **R**, et ses fonctions “de base” sont codés en **C**, **Fortran**, ...
 - avec l’utilisation efficace et optimisée dans “routines” d’algèbre linéaire (*BLAS*, *LAPACK*, ...)

Exemple : la somme de deux vecteurs

```
x <- rnorm(1000000)
y <- rnorm(1000000)

res <- integer(1000000)
# calcul de la somme via une boucle
system.time(for(i in 1:length(x)){
  res[i] <- x[i] + y[i]
})

## utilisateur      système      écoulé
##           0.00         0.00         0.11

# avec la vectorisation
system.time(res2 <- x + y)

## utilisateur      système      écoulé
##           0          0          0

identical(res, res2)

## [1] TRUE
```

Remember :

- opérations entre vecteurs / matrices

```
x <- matrix(ncol = 2, nrow = 2, 1)
y <- matrix(ncol = 2, nrow = 2, 2)

z <- x + y
z
```

```
##      [,1] [,2]
## [1,]    3    3
## [2,]    3    3
```

- Création / modification de colonne

```
data <- data.frame(x = 1:10, y = 100:109)
data$z <- data$x + data$y
head(data, n = 2)

##   x   y   z
## 1 1 100 101
## 2 2 101 103
```

GESTION DES ERREURS ET DES MESSAGES

Fonctions utiles

Quand **R** rencontre une erreur, il s'arrête net. Dans certains cas, on voudrait pouvoir continuer notre calcul. Trois fonctions sont disponibles dans R :

- `try()` : la plus simple pour contrôler l'apparition d'erreurs

- `tryCatch()` : la plus complète, avec la définition d'action en cas d'erreurs / warnings / messages
- `withCallingHandlers()` : une variante de `tryCatch()`

```
test <- sapply(list(1:5,"a", 6:10), log)
#>Error in FUN(X[[2L]], ...) :
# non-numeric argument to mathematical function
```

try

`try(expr, silent = FALSE)`

- `silent` : affichage ou non d'erreur
- retourne un objet de **class** `try-error` incluant le message d'erreur

```
test <- sapply(list(1:2,"a"), function(x) try(log(x), silent = TRUE));test

## [[1]]
## [1] 0.0000000 0.6931472
##
## [[2]]
## [1] "Error in log(x) : argument non numérique pour une fonction mathématique\n"
## attr(,"class")
## [1] "try-error"
## attr("condition")
## <simpleError in log(x): argument non numérique pour une fonction mathématique>
# on récupère un objet de class "try-error", avec le message d'erreur
class(test[[2]])

## [1] "try-error"
test[[2]][1]

## [1] "Error in log(x) : argument non numérique pour une fonction mathématique\n"
```

tryCatch

`tryCatch(expr, ..., finally)`

- `error = function(e)` : fonction à exécuter en cas d'erreur, `e` étant le message.
- idem avec `warning = function(e)` et `message = function(e)`

Si ces fonctions sont définies, elles seront donc évaluées le cas échéant **ET le calcul sera arrêté**

```
test <- tryCatch(log("a"), error = function(e){
  print(e)
  return(0)
})

## <simpleError in log("a"): argument non numérique pour une fonction mathématique>
test

## [1] 0
```

withCallingHandlers

withCallingHandlers(expr, ..., finally)

- error = function(e) : fonction à exécuter en cas d'erreur, e étant le message
- idem avec warning = function(e) et message = function(e)

Si ces fonctions sont définies, elles seront donc évaluées le cas échéant **MAIS le calcul continuera**

```
f <- function(){message("message") ; 0}
test <- withCallingHandlers(f(), message = function(e){e})
```

```
## message
```

```
test
```

```
## [1] 0
```

```
# tryCatch
```

```
test <- tryCatch(f(), message = function(e){e})
test
```

```
## <simpleMessage in message("message"): message
```

```
## >
```

MONITORING, PROFILING & DEBUG

microbenchmark : temps de calculs

Pour monitorer le temps de calculs, la fonction `system.time()` peut-être utilisée, mais le package `microbenchmark` permet de monitorer avec plus de précision en répétant les appels.

```
suppressWarnings(require(microbenchmark, quietly = TRUE))
x <- runif(1000)
microbenchmark(sqrt(x), x^{1/2}, times=1000)
```

```
## Unit: microseconds
```

```
##      expr   min    lq   mean median    uq   max neval
##    sqrt(x)  8.2   8.9 13.0550  10.00 14.3 338.1  1000
##  x^{1/2} 71.7  74.9 93.4522  82.55 99.6 486.9  1000
```

Profilage du code via Rprof (1/2)

Utiliser la fonction `Rprof` qui procède par échantillonnage : elle stoppe l'exécution du code par intervalles (`interval`) et différencie le temps de calcul réalisé par chaque fonction (`self.time`) et le temps global (`total.time`).

```
is.prime <- function(n){
  n == 2L || all(n %% 2L:ceiling(sqrt(n)) != 0)
}

all.prime <- function(n){
  v <- integer(0)
  for(i in 2:n){
    if(is.prime(i)){
      v <- c(v,i)
    }
  }
}
```

```

    }
  }
  v
}

Rprof("Rprof.out", interval = 0.001)
prime.number <- all.prime(100000)
Rprof(NULL)

```

Profilage du code via Rprof (2/2)

```
summaryRprof("Rprof.out")
```

```
##          self.time self.pct total.time total.pct
## "is.prime"      0.071   47.97      0.109    73.65
## "%%"           0.033   22.30      0.033    22.30
## "c"             0.029   19.59      0.029    19.59
## "all.prime"     0.010    6.76      0.148   100.00
## "all"           0.005    3.38      0.005     3.38

##          total.time total.pct self.time self.pct
## "all.prime"     0.148   100.00      0.010     6.76
## "is.prime"      0.109    73.65      0.071    47.97
## "%%"           0.033   22.30      0.033    22.30
## "c"             0.029   19.59      0.029    19.59
## "all"           0.005    3.38      0.005     3.38

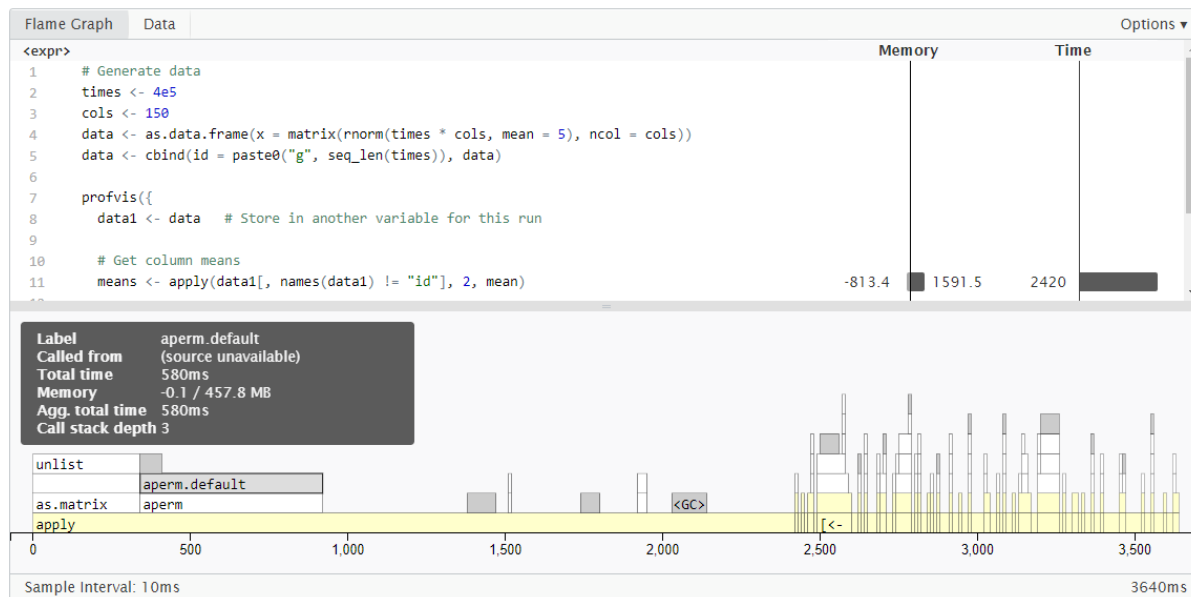
```

Profilage avec profvis ou proftools

D'autres outils existent, avec notamment les packages **proftools** ou **profvis**

<https://rstudio.github.io/profvis/>

<https://cran.r-project.org/web/packages/proftools/vignettes/proftools.pdf>



Impact mémoire

- Dans **R** de base, avec la fonction `object.size()`. **Problème** : ne prend pas en compte toute la complexité potentielle des objects (environnements rattachés)
- Avec le package **pryr**
 - `object_size()`
 - `mem_used()` : mémoire utilisée, `mem_change(code)` : impact du code sur la mémoire

```
# différence integer / numeric
v_int <- rep(1L, 1e8) ; v_num <- rep(1, 1e8)
object_size(v_int); object_size(v_num)
```

```
## 400.00 MB
```

```
## 800.00 MB
```

```
mem_change(x <- 1:1e6) ; mem_change(rm(x))
```

```
## -5.38 kB
```

```
## 592 B
```

Un petit mot sur le débogage

- Pour voir simplement les informations : utilisation de `print()` dans la fonction
- Quand une erreur se produit, information du **traceback**
 - Disponible par défaut dans la console RStudio
 - via la fonction `traceback()` dans R
- Utilisation de la fonction `browser()` n'importe où dans le code : elle stoppe l'exécution et lance un environnement dans lequel on peut accéder aux variables actuelles et continuer l'exécution
- Insertion de points d'arrêt dans le code
- **RStudio** : menu *Debug*

```
> f(10)
Error in "a" + d : non-numeric argument to binary operator
# 4: i(c) at exceptions-example.R#3
# 3: h(b) at exceptions-example.R#2
# 2: g(a) at exceptions-example.R#1
# 1: f(10)

traceback()
# 4: i(c) at exceptions-example.R#3
# 3: h(b) at exceptions-example.R#2
# 2: g(a) at exceptions-example.R#1
# 1: f(10)
```

Plus d'informations ici : <https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/205612627-Debugging-with-RStudio>

GESTION DES ERREURS ET DES MESSAGES

Fonctions utiles

Quand **R** rencontre une erreur, il s'arrête net. Dans certains cas, on voudrait pouvoir continuer notre calcul. Trois fonctions sont disponibles dans R :

- `try()` : la plus simple pour contrôler l'apparition d'erreurs
- `tryCatch()` : la plus complète, avec la définition d'action en cas d'erreurs / warnings / messages
- `withCallingHandlers()` : une variante de `tryCatch()`

```
test <- sapply(list(1:5,"a", 6:10), log)
#>Error in FUN(X[[2L]], ...) :
# non-numeric argument to mathematical function
```

try

`try(expr, silent = FALSE)`

- `silent` : affichage ou non d'erreur
- retourne un objet de **class** `try-error` incluant le message d'erreur

```
test <- sapply(list(1:2,"a"), function(x) try(log(x), silent = TRUE));test

## [[1]]
## [1] 0.0000000 0.6931472
##
## [[2]]
## [1] "Error in log(x) : argument non numérique pour une fonction mathématique\n"
## attr(,"class")
## [1] "try-error"
## attr(,"condition")
## <simpleError in log(x): argument non numérique pour une fonction mathématique>
# on récupère un objet de class "try-error", avec le message d'erreur
class(test[[2]])

## [1] "try-error"
test[[2]][1]

## [1] "Error in log(x) : argument non numérique pour une fonction mathématique\n"
```


tryCatch

```
tryCatch(expr, ..., finally)
```

- `error = function(e)` : fonction à exécuter en cas d'erreur, `e` étant le message.
- idem avec `warning = function(e)` et `message = function(e)`

Si ces fonctions sont définies, elles seront donc évaluées le cas échéant **ET le calcul sera arrêté**

```
test <- tryCatch(log("a"), error = function(e){
  print(e)
  return(0)
})

## <simpleError in log("a"): argument non numérique pour une fonction mathématique>
test

## [1] 0
```

withCallingHandlers

```
withCallingHandlers(expr, ..., finally)
```

- `error = function(e)` : fonction à exécuter en cas d'erreur, `e` étant le message
- idem avec `warning = function(e)` et `message = function(e)`

Si ces fonctions sont définies, elles seront donc évaluées le cas échéant **MAIS le calcul continuera**

```
f <- function(){message("message") ; 0}
test <- withCallingHandlers(f(), message = function(e){e})

## message
test

## [1] 0

# tryCatch
test <- tryCatch(f(), message = function(e){e})
test

## <simpleMessage in message("message"): message
## >
```

microbenchmark : temps de calculs

Pour monitorer le temps de calculs, la fonction `system.time()` peut-être utilisée, mais le package `microbenchmark` permet de monitorer avec plus de précision en répétant les appels.

```
suppressWarnings(require(microbenchmark, quietly = TRUE))
x <- runif(1000)
microbenchmark(sqrt(x), x^{1/2}, times=1000)

## Unit: microseconds
##      expr   min    lq   mean median    uq   max neval
##  sqrt(x)  8.8 10.0 14.8889 12.15 16.10 771.7  1000
##  x^{1/2} 76.5 79.2 102.2898 88.75 108.85 2944.5  1000
```

Profilage du code via Rprof (1/2)

Utiliser la fonction `Rprof` qui procède par échantillonnage : elle stoppe l'exécution du code par intervalles (`interval`) et différencie le temps de calcul réalisé par chaque fonction (`self.time`) et le temps global (`total.time`).

```
is.prime <- function(n){
  n == 2L || all(n %% 2L:ceiling(sqrt(n)) != 0)
}

all.prime <- function(n){
  v <- integer(0)
  for(i in 2:n){
    if(is.prime(i)){
      v <- c(v,i)
    }
  }
  v
}
```

```
Rprof("Rprof.out", interval = 0.001)
prime.number <- all.prime(100000)
Rprof(NULL)
```

Profilage du code via Rprof (2/2)

```
summaryRprof("Rprof.out")
```

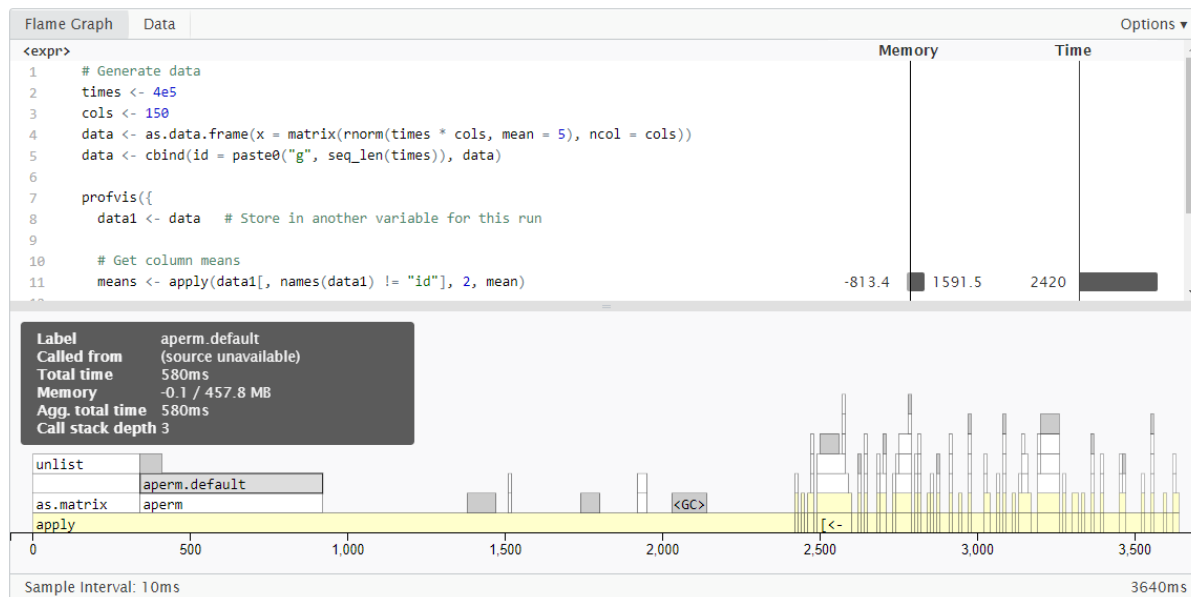
##	self.time	self.pct	total.time	total.pct
## "is.prime"	0.071	47.97	0.109	73.65
## "%%"	0.033	22.30	0.033	22.30
## "c"	0.029	19.59	0.029	19.59
## "all.prime"	0.010	6.76	0.148	100.00
## "all"	0.005	3.38	0.005	3.38
##	total.time	total.pct	self.time	self.pct
## "all.prime"	0.148	100.00	0.010	6.76
## "is.prime"	0.109	73.65	0.071	47.97
## "%%"	0.033	22.30	0.033	22.30
## "c"	0.029	19.59	0.029	19.59
## "all"	0.005	3.38	0.005	3.38

Profilage avec profvis ou proftools

D'autres outils existent, avec notamment les packages **proftools** ou **profvis**

<https://rstudio.github.io/profvis/>

<https://cran.r-project.org/web/packages/proftools/vignettes/proftools.pdf>



Impact mémoire

- Dans **R** de base, avec la fonction `object.size()`. **Problème** : ne prend pas en compte toute la complexité potentielle des objects (environnements rattachés)
- Avec le package **pryr**
 - `object_size()`
 - `mem_used()` : mémoire utilisée, `mem_change(code)` : impact du code sur la mémoire

```
# différence integer / numeric
v_int <- rep(1L, 1e8) ; v_num <- rep(1, 1e8)
object_size(v_int); object_size(v_num)
```

```
## 400.00 MB
```

```
## 800.00 MB
```

```
mem_change(x <- 1:1e6) ; mem_change(rm(x))
```

```
## -7.59 kB
```

```
## 536 B
```

Un petit mot sur le débogage

- Pour voir simplement les informations : utilisation de `print()` dans la fonction
- Quand une erreur se produit, information du **traceback**
 - Disponible par défaut dans la console RStudio
 - via la fonction `traceback()` dans R
- Utilisation de la fonction `browser()` n'importe où dans le code : elle stoppe l'exécution et lance un environnement dans lequel on peut accéder aux variables actuelles et continuer l'exécution
- Insertion de points d'arrêt dans le code
- **RStudio** : menu *Debug*

```
> f(10)
Error in "a" + d : non-numeric argument to binary operator
# 4: i(c) at exceptions-example.R#3
# 3: h(b) at exceptions-example.R#2
# 2: g(a) at exceptions-example.R#1
# 1: f(10)

traceback()
# 4: i(c) at exceptions-example.R#3
# 3: h(b) at exceptions-example.R#2
# 2: g(a) at exceptions-example.R#1
# 1: f(10)
```

Plus d'informations ici : <https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/205612627-Debugging-with-RStudio>

Aller plus loin...!

- The R Manuals : <https://cran.r-project.org/manuals.html>
- R Contributed Documentation : <https://cran.r-project.org/other-docs.html>
- Advanced R by Hadley Wickham : <http://adv-r.had.co.nz/>
- R packages by Hadley Wickham : <http://r-pkgs.had.co.nz/>
- Tests using testthat : <http://r-pkgs.had.co.nz/tests.html>
- Code coverage with covr : <https://github.com/r-lib/covr>
- How-to go parallel in R - basics + tips : <http://gforge.se/2015/02/how-to-go-parallel-in-r-basics-tips/>
- State of the Art in Parallel Computing with R : <http://www.jstatsoft.org/v31/i01/paper>
- R tutorial on the Apply family of functions : <http://www.r-bloggers.com/r-tutorial-on-the-apply-family-of-functions/>
- A Tutorial on Loops in R - Usage and Alternatives : <http://blog.datacamp.com/tutorial-on-loops-in-r/>