### Le processus d'analyse et la validation des résultats

### Sébastien Déjean

Ingénieur de recherche Institut de Mathématiques de Toulouse

math.univ-toulouse.fr/~sdejean



### Plan

Science des données

Méthodologie de travail

Face à des données

### Science des données

- Donnée
- De la donnée à la connaissance
- Science expérimentale
- Démarche interdisciplinaire

### Science des données

- There is not yet a consensus on what precisely constitutes Data Science but:
- Data Science can be seen (defined ?) as a :
  - the study of the generalizable extraction of knowledge from data.
  - Data Science clearly has an interdisciplinary nature and requires substantial collaborative effort.

F. Chamrouki, Statistical data science and some unsupervised learning problems, The Second International Symposium on Data Science and Computational Intelligence, 12/2018

### Donnée / data

• Dictionnaire de l'Académie Française dans sa 9ème édition www.academie-française.fr/le-dictionnaire/la-9e-edition

II. DONNÉE n. f. XIIIe siècle, au sens de « distribution, aumône »; XVIIIe siècle, comme terme de mathématiques. Participe passé féminin substantivé de donner au sens de « indiquer, dire ».1. Fait ou principe indiscuté, ou considéré comme tel, sur lequel se fonde un raisonnement; constatation servant de base à un examen, une recherche, une découverte. Les données de la science. Les données de l'expérience. Données statistiques. Ma théorie s'appuie sur des données précises. C'est un raisonnement fondé sur des données incertaines. Dans cette affaire, il est essentiel de connaître la donnée de départ. Par ext. Idée principale, thème constitutif qui est à l'origine d'une œuvre littéraire. La donnée d'une tragédie. 2. PSYCHOL. Ce qui est connu immédiatement par le sujet, indépendamment de toute élaboration de l'esprit, par opposition à ce qui est connu par induction ou déduction, par raisonnement, par calcul. Titre célèbre : Essai sur les données immédiates de la conscience, d'Henri Bergson (1889).

3. MATH. Souvent au pluriel. Chacune des quantités ou propriétés mentionnées dans l'énoncé d'un problème et qui permettent de le résoudre. 4. INFORM. Représentation d'une information sous une forme conventionnelle adaptée à son exploitation. Le traitement automatique des données. Une banque, une base de données.

Cambridge Dictionnary - dictionary.cambridge.org

Information, especially facts or numbers, collected to be examined and considered and used to help decision-making, or information in an electronic form that can be stored and used by a computer

• Merriam-Webster - www.merriam-webster.com

Definition of data 1: factual information (such as measurements or statistics) used as a basis for reasoning, discussion, or calculation

the data is plentiful and easily available —H. A. Gleason, Jr.

comprehensive data on economic growth have been published -N. H. Jacoby

2: information in digital form that can be transmitted or processed

3: information output by a sensing device or organ that includes both useful and irrelevant or redundant information and must be processed to be meaningful

### De la donnée à la connaissance

- Une **donnée** est une description élémentaire, typiquement numérique pour nous, d'une réalité. C'est par exemple une observation ou une mesure.
- À partir de données collectées, de l'**information** est obtenue en organisant ces données, en les structurant pour en dégager du sens.
- En comprenant le sens de l'information, nous aboutissons à des **connaissances**, c'est-à-dire à des « faits » considérés comme vrais dans l'univers d'un locuteur [...]

S. Abitboul : *Sciences des données : de la logique du premier ordre de la toile*. Collège de France, 2012. Leçon inaugurale prononcée le jeudi 8 mars 2012.

### Une science expérimentale

**Data analysis** has, of necessity, to be an **experimental science**, and needs therefore to adopt the attitudes of experimental science.

Finally, we need to give up the vain hope that data analysis can be founded upon a logico-deductive system like Euclidean plane geometry and to face up to the fact that data analysis is intrinsically an **empirical science**.

J. Tukey (1962) The future of Data Analysis

Nous sommes en effet convaincus que [...] la statistique [...] doit s'honorer d'être une **science expérimentale**. [...] c'est à l'observation qu'on doit demander quel est l'ordre de la réalité : le mérite du calculateur étant de découvrir sans parti pris, sans a priori, quels courants de lois traversent l'océan des faits.

J.-P. Benzécri (1973), L'Analyse des Données I

### Une démarche interdisciplinaire

### Un exemple en biologie

The biological sciences are today in the process of changing from being primarily descriptive to being very much quantitative. As a result, biologists find themselves confronted more and more with large amounts of numerical data [...]. But the mere collecting and recording of data achieve nothing; having been collected, they must be investigated to see what information may be contained concerning the biological problem at hand.[...]

Frequently, however, biologists have to subject their data to more complex calculations, requiring procedures that involve mathematical details beyond their general experience. In order to carry out the mathematics the biologist in this situation must either learn the procedures himself, or at least learn something of the language of mathematics, that he may communicate satisfactorily with the mathematician whose aid he enlists.

S.R Searle (1966) Matrix Algebra for the biological sciences

### Méthodologie de travail

- Modèles existants
- Une feuille de route possible
- A l'épreuve du réel

### **OPHERIC**

### Modèle idéal de démarche scientifique

- 1) Observation
- 2) Problème
- 3) Hypothèse
- 4) Expérience
- 5) Résultats
- 6) Interprétation
- 7) Conclusion

Introduction à l'étude de la médecine expérimentale Claude Bernard (1865)

Le savant complet est celui qui embrasse à la fois la théorie et la pratique expérimentale.

- 1° Il constate un fait;
- 2° à propos de ce fait, une idée naît dans son esprit;
- 3° en vue de cette idée, il raisonne, institue une expérience, en imagine et en réalise les conditions matérielles.
- 4° De cette expérience résultent de nouveaux phénomènes qu'il faut observer, et ainsi de suite.

L'esprit du savant se trouve en quelque sorte toujours placé entre deux observations : l'une qui sert de point de départ au raisonnement, et l'autre qui lui sert de conclusion.

### PPDAC

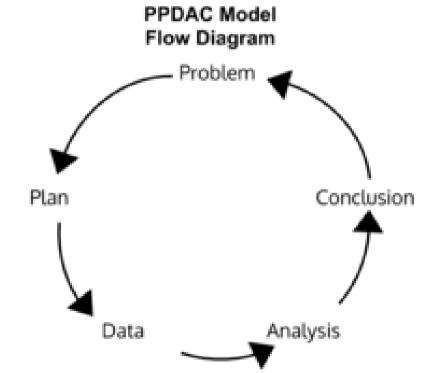
- 1) Problème
- 2) Planification
- 3) Données
- 4) Analyse
- 5) Conclusion

### **Problem-Plan-Data-Analysis-Conclusion**

R. J. MacKay, R. W. Oldford (2000) Scientific method, statistical method and the speed of light. *Statistical Science*.

### Plan-Do-Check-Act(Adjust)

Shewhart, Deming 1930-1950



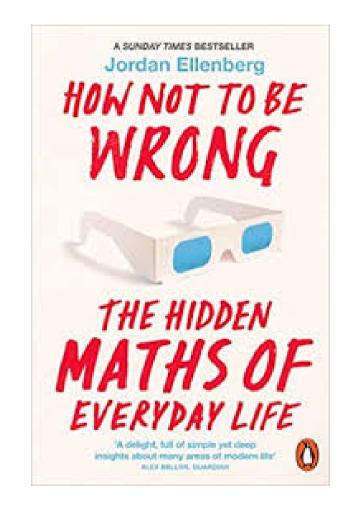
Source: wiki.gis.com/wiki/index.php/PPDAC\_Model

### Une feuille de route possible

- 1/ énoncer clairement une question précise
- 2/ prévoir les méthodes d'analyse des données
- 3/ établir un **plan d'expérience**
- 4/ acquérir les données
- 5/ analyser les données
- 6/ interpréter les résultats
- 7/ répondre à la question posée

### 1/ Une question précise

[...] in order to give a sensible answer, you need to know more than just numbers [...] It's only after you've started to formulate these questions that you take out the calculator. But at that point the real mental work is already finished. Dividing one number by another is mere computation; figuring out what you should divide by what is mathematics.



### 1/ Une question précise

Le savant n'est pas l'homme qui fournit les vraies réponses; c'est celui qui pose les vraies questions.

C. Lévi-Strauss. Le Cru et le Cuit (1964)

### 2/ Méthodes d'analyse

Si la question est clairement posée, les méthodes d'analyse statistique à mettre en œuvre s'imposeront :

- Approche exploratoire
- Modélisation
- Prédiction
- Test statistique
- •

### 3/ Un plan d'expérience

To call in the statistician after the experiment is done may be no more than asking him to perform a post-mortem examination: he may be able to say what the experiment died of. R.A. Fisher

While a good design does not guarantee a successful experiment, a suitably bad design guarantees a failed experiment—no results or incorrect results.

K.M. Kerr: Experimental design to make the most of microarray studies. In Arkady B. Brownstein, Michael J.and Khodursky, éditeur: Functional Genomics: Methods and Protocols, pages 137–147. Humana Press, Totowa, NJ, 2003.

### 3/ Un plan d'expérience

2 conditions à l'étude : Contrôle / Traitement



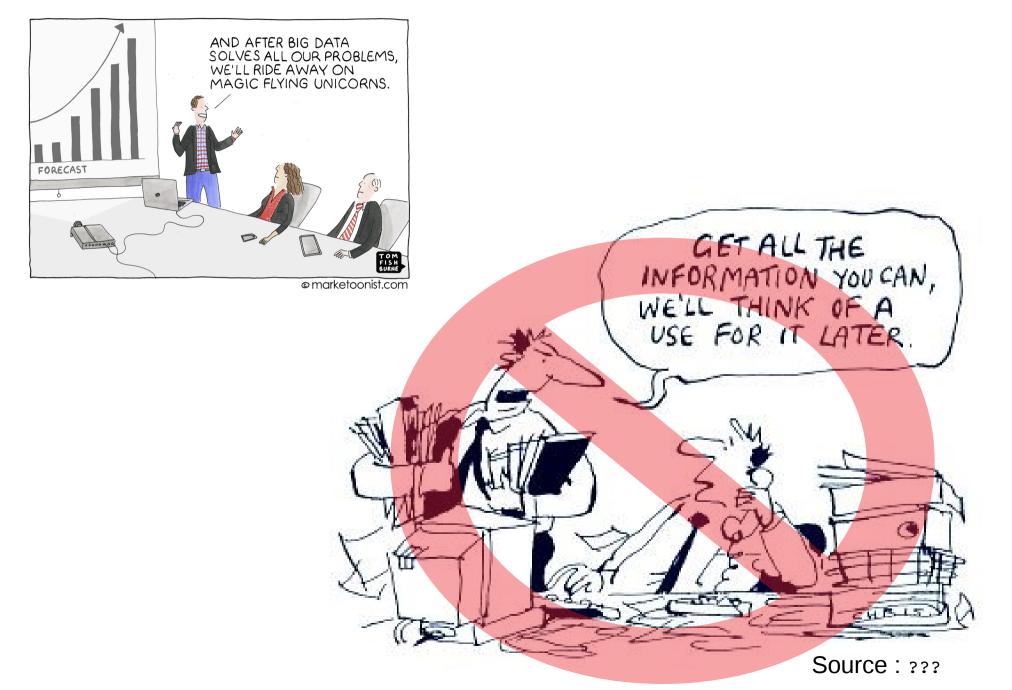
Jour 2 8 échantillons Traitement

Effet traitement ou effet jour ?



Randomisation

### 3/ Un plan d'expérience



### 4/ Acquérir les données

- Variabilité, incertitude d'une mesure physique
- Réplications techniques
- Sondage, taille d'échantillon
- Métadonnées (données servant à décrire d'autres données)

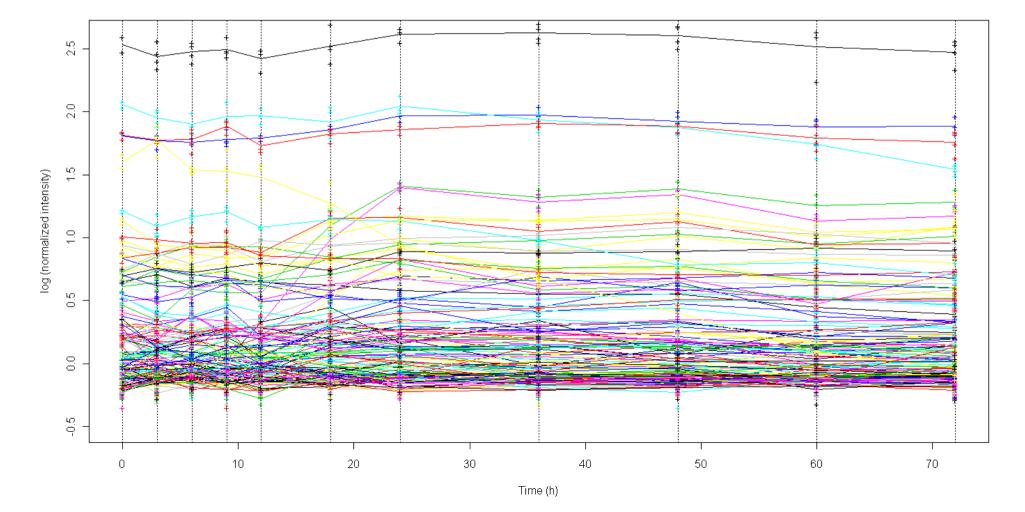
Exemple en biologie: MIAME describes the Minimum Information About a Microarray Experiment that is needed to enable the interpretation of the results of the experiment unambiguously and potentially to reproduce the experiment. [Brazma et al. (2001), Nature Genetics]

• ...

### 5/ Analyser 6/ Interpréter

### Un exemple en biologie

- 44 souris soumises à des périodes de jeûne allant de 0 à 72h.
- 4 souris par temps: 0, 3, 6, 9, 12, 18, 24, 36, 48, 60 et 72h
- Acquisition de l'expression de 120 gènes



### A l'épreuve du réel

1/ Question « précise » : **regrouper**<sup>(a)</sup> les gènes selon leur profil d'expression au cours du temps, si on peut **nettoyer**<sup>(b)</sup> les données, c'est bien aussi.

2/ Méthode d'analyse : (a) méthode de classification (hierarchical clustering, k-means), (b) lissage (spline).

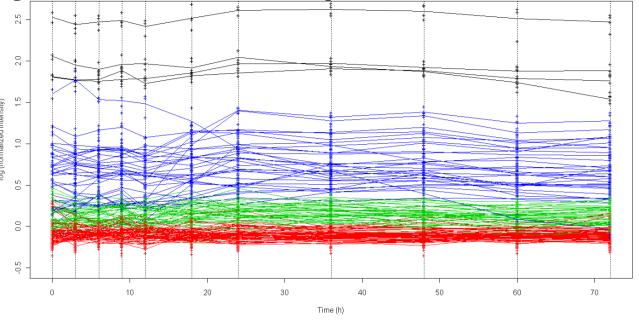
3/ <del>Plan d'expérience</del> : les données sont déjà là

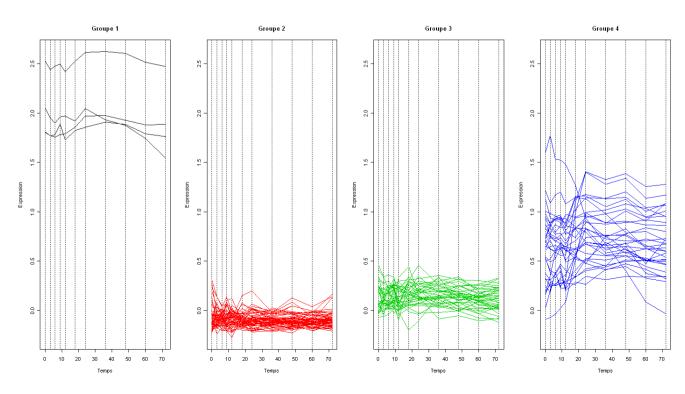
5/ Analyser 6/ Interpréter

5/ Résultats d'une classification ascendante hiérarchique sur les données brutes

6/ Les gènes sont regroupés selon leur niveau d'expression moyen au cours du temps

→ Ne répond pas à la question posée



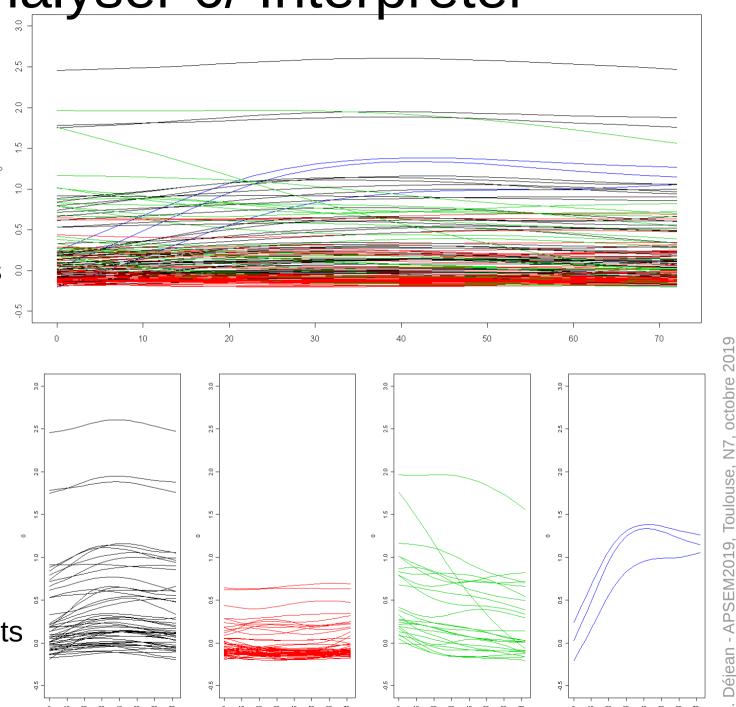


5/ Analyser 6/ Interpréter

5/ Résultats d'une classification ascendante hiérarchique sur les dérivées des courbes préalablement lissées

6/ Les gènes sont regroupés selon leur profil d'expression moyen au cours du temps : profils stationnaires, croissants, décroissants...

 → Répond aux 2 volets de la question posée



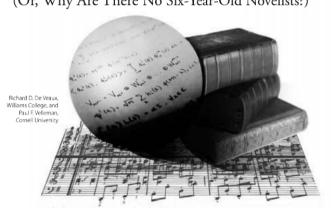
### 7/ Répondre à la question posée

### Our best conclusion is often a refined question.

De Veaux, College, Velleman (2008)

### Math Is Music; Statistics Is Literature

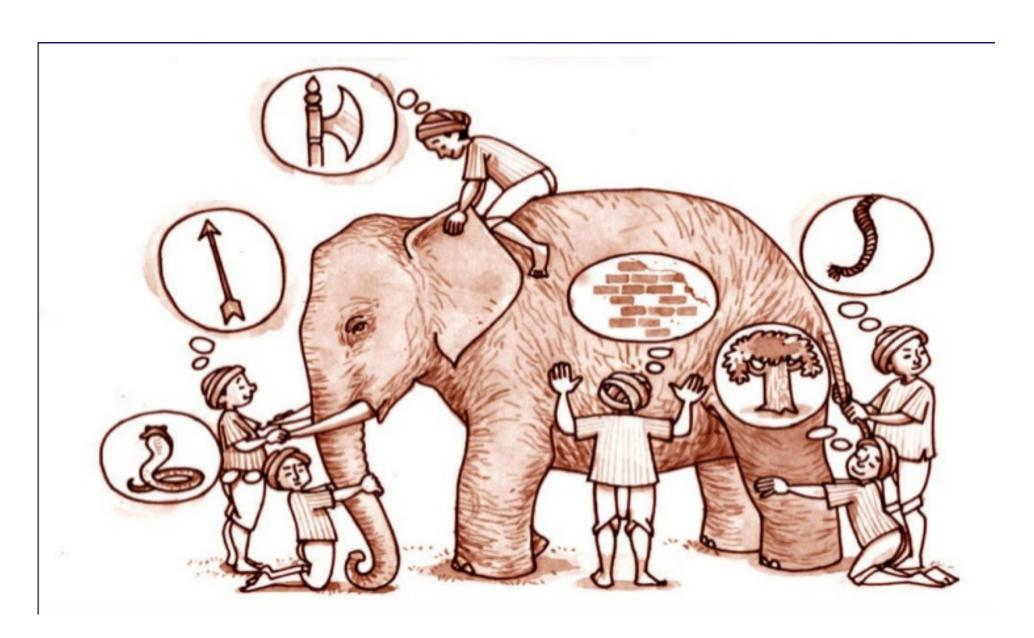
(Or, Why Are There No Six-Year-Old Novelists?)



[...] the subject of statistics [...] should teach the foundation of reasoning when we have data

→ Retour au point 1!

### 7/ Répondre à la question posée



### Face à des données

- Données manquantes
- Données atypiques
- Distribution des données
- Données bien rangées

Gertrude Cox, american statistician (1900-1978)

Firstly, understand that there is NO good way to deal with missing data.

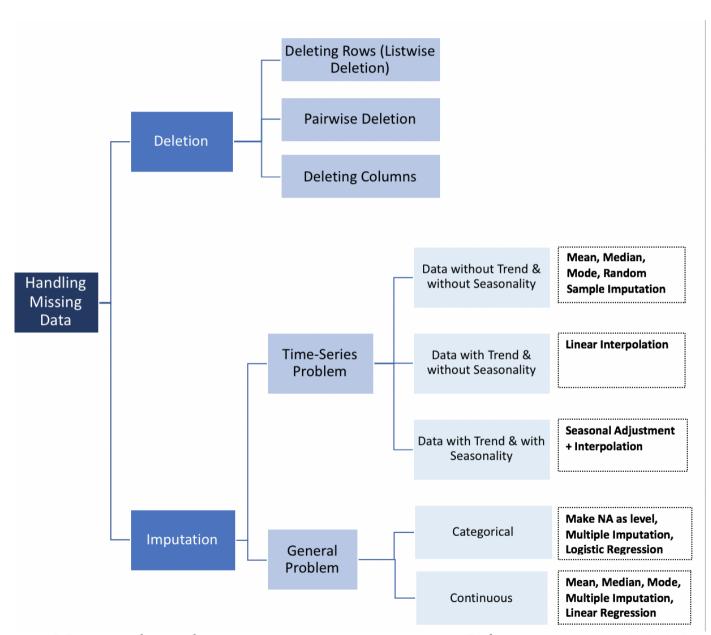
Before jumping to the methods of data imputation, we have to understand the reason why data goes missing.

How to Handle Missing Data, A. Swalin (Jan 2018)

### Données manquantes

- Missing completely at random (MCAR): aucune relation entre la donnée non observée et une autre information contenue dans le jeu de données.
- *Missing at random* (MAR) : le fait que la donnée ne soit pas observée ne dépend pas de la donnée elle-même mais d'une autre variable connue par ailleurs. Ex (fictif) : les femmes répondent moins souvent à une question concernant la consommation de cigarettes. L'absence de réponse à la question « Combien de cigarettes fumées par jour ?» est en partie liée au sexe de l'individu.
- *Missing not at random*: le fait que la donnée ne soit pas observée dépend de la donnée elle-même. Ex: quelqu'un qui fume beaucoup ne répondra pas à une question concernant le nombre de cigarettes fumées par jour.

### Données manquantes



How to Handle Missing Data, A. Swalin (Jan 2018) towardsdatascience.com/how-to-handle-missing-data-8646b18db0d4

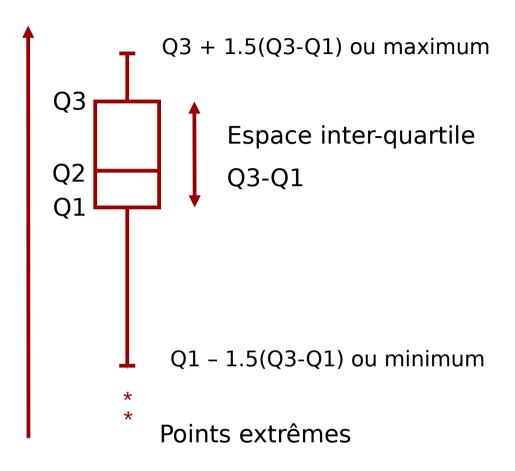
### Données atypiques

 Pour une série de données : boxplot

Q1: 1er quartile (25%)

Q2: 2<sup>eme</sup> quartile (50%)

Q3: 3<sup>eme</sup> quartile (75%)



Approche à plusieurs variables :
 Exemple : package mvoutlier pour le logiciel R

Multivariate Outlier Detection Based on Robust Methods
Various Methods for Multivariate Outlier Detection

### Données atypiques

### Faut-il supprimer une donnée extrême?

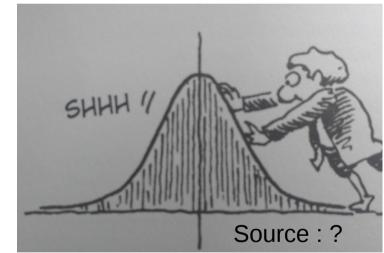
- Mener une analyse statistique avec et sans cette donnée, comparer les résultats, interpréter.
- Utiliser des méthodes robustes (= insensibles aux valeurs extrêmes) : travail sur les rangs (médiane, corrélation de Spearman...)
- Une donnée extrême n'est pas forcément aberrante.
- Questionner la démarche de recueil des données.
- Interagir avec les expérimentateurs, sondeurs...

Exemple : on recueille la taille d'individus en cm. Une valeur de 2240 est nécessairement une erreur, une valeur de 224 ne l'est pas forcément.

### Distribution des données

- Centrage réduction
  - Retrancher la moyenne, diviser par l'écart-type

- Conversion en logarithme
  - Ordre de grandeur



- Calcul de ratio, différence, taux...
  - Pour évaluer une évolution entre 2 temps

Ordre de grandeur I I

# S. Déjean - APSEM2019, Toulouse, N7, octobre 2019

### Conversion en logarithme

Populations légales des communes au 1er janvier 2013
Mise à jour : décembre 2012 en habitant
Champ : Département de la Haute-Garonne, limites
territoriales en vigueur au 1er janvier 2012
Date de référence statistique : 1er janvier 2010
Source : Insee, Recensement de la population 2010

X	log2(X)
$ \begin{array}{rcl} 16 & = & 2^4 \\ 8 & = & 2^3 \\ 4 & = & 2^2 \end{array} $	4 3 2
$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	1 0 -1
$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	-2 -3 -3

			11
Commune	Por	pulation	Log10
Toulouse	441	L 802	5.65
Colomiers	35	186	4.55
Tournefeuille	25	340	4.40
Muret	23	864	4.38
•••			
Castanet-Tolosan	11	033	4.04
Saint-Orens	10	918	4.04
Saint-Jean	10	259	4.01
Revel	9	361	3.97
Portet-sur-Garonne	9	435	3.97
Auterive	9	107	3.96
•••			
La Magdelaine-sur-T/	1	006	3.00
Grépiac		990	2.99
Landorthe		946	2.98
Vigoulet-Auzil		944	2.97
•••			
Belbèze-de-Lauragais		104	2.02
Saint-Germier		103	2.01
Seyre		102	2.01
Gouzens		95	1.98
Lourde		98	1.99
Pouze		97	1.99
•••			
Saccourvielle		13	1.11
Cirès		13	1.11
Bourg-d'Oueil		8	0.90
Trébons-de-Luchon		8	0.90
Caubous		6	0.78
Baren		5	0.70

### Toulouse, N7, octobre 2019 Déjean - APSEM2019,

### Données bien rangées

H. Wickham, Tidy data, Journal of Statistical Software, 59(10), 2014.



### Journal of Statistical Software

August 2014, Volume 59, Issue 10.

### Tidy Data

Hadley Wickham RStudio

### Abstract

A huge amount of effort is spent cleaning data to get it ready for analysis, but there has been little research on how to make data cleaning as easy and effective as possible. This paper tackles a small, but important, component of data cleaning: data tidying. Tidy datasets are easy to manipulate, model and visualize, and have a specific structure: each variable is a column, each observation is a row, and each type of observational unit is a table. This framework makes it easy to tidy messy datasets because only a small set of tools are needed to deal with a wide range of un-tidy datasets. This structure also makes it easier to develop tidy tools for data analysis, tools that both input and output tidy datasets. The advantages of a consistent data structure and matching tools are demonstrated with a case study free from mundane data manipulation chores.

Keywords: data cleaning, data tidying, relational databases, R.

### 1. Introduction

It is often said that 80% of data analysis is spent on the process of cleaning and preparing the data (Dasu and Johnson 2003). Data preparation is not just a first step, but must be repeated many times over the course of analysis as new problems come to light or new data is collected. Despite the amount of time it takes, there has been surprisingly little research on how to clean data well. Part of the challenge is the breadth of activities it encompasses: from outlier checking, to date parsing, to missing value imputation. To get a handle on the problem, this paper focuses on a small, but important, aspect of data cleaning that I call data tidying: structuring datasets to facilitate analysis.

The principles of tidy data provide a standard way to organize data values within a dataset. A standard makes initial data cleaning easier because you do not need to start from scratch and reinvent the wheel every time. The tidy data standard has been designed to facilitate initial exploration and analysis of the data, and to simplify the development of data analysis tools that work well together. Current tools often require translation. You have to spend time

It is often said that 80% of data analysis is spent on the process of cleaning and preparing the data

... **tidy** datasets are all alike but every messy dataset is messy in its own way (\*).

data tidying: structuring datasets to facilitate analysis.

This paper [...] provides a comprehensive ``philosophy of data"

Since most real world datasets are not tidy...

Tidy datasets provide a standardized way to link the structure of a dataset (its physical layout) with its semantics (its meaning).

### Des données bien rangées

- 1. Chaque variable forme une colonne
- 2. Chaque observation forme une ligne
- 3. Chaque type « d'unité observationnelle » forme une table

Tout arrangement de données ne respectant pas ces 3 règles est considéré comme *messy*.

### Messy data

Les jeux de données réels ne respectent quasiment jamais ces règles.

Exemples courants de violation de ces règles :

- Les noms de colonnes sont des valeurs pas des noms de variables.
- Plusieurs variables sont stockées dans une même colonne.
- Des variables sont stockées à la fois en ligne et en colonne.

• ...

### Messy to tidy

Les noms de colonnes sont des valeurs, pas des noms de variable

religion	<\$10k	\$10–20k	\$20–30k	\$30–40k	\$40–50k	\$50–75k
Agnostic	27	34	60	81	76	137
Atheist	12	27	37	52	35	70
Buddhist	27	21	30	34	33	58
Catholic	418	617	732	670	638	1116
Don't know/refused	15	14	15	11	10	35
Evangelical Prot	575	869	1064	982	881	1486
Hindu	1	9	7	9	11	34
Historically Black Prot	228	244	236	238	197	223
Jehovah's Witness	20	27	24	24	21	30
Jewish	19	19	25	25	30	95

Extrait de H. Wickham, Tidy data, Journal of Statistical Software, 59(10), 2014.

### 3 variables:

- religion
- revenu
- effectif

religion	income	freq
Agnostic	<\$10k	27
Agnostic	\$10–20k	34
Agnostic	\$20-30k	60
Agnostic	\$30–40k	81
Agnostic	\$40–50k	76
Agnostic	\$50–75k	137
Agnostic	\$75–100k	122
Agnostic	\$100–150k	109
Agnostic	> 150 k	84
Agnostic	Don't know/refused	96

Chaque colonne représente une variable ; chaque ligne, une observation

### Messy to tidy

Des variables sont stockées à la fois en ligne et en colonne

id	date	element	value
MX17004	2010-01-30	tmax	27.8
MX17004	2010-01-30	$\operatorname{tmin}$	14.5
MX17004	2010-02-02	tmax	27.3
MX17004	2010-02-02	$\operatorname{tmin}$	14.4
MX17004	2010-02-03	tmax	24.1
MX17004	2010-02-03	$\operatorname{tmin}$	14.4
MX17004	2010-02-11	tmax	29.7
MX17004	2010-02-11	$\operatorname{tmin}$	13.4
MX17004	2010-02-23	tmax	29.9
MX17004	2010-02-23	$\operatorname{tmin}$	10.7

id	date	tmax	tmin
MX17004	2010-01-30	27.8	14.5
MX17004	2010-02-02	27.3	14.4
MX17004	2010-02-03	24.1	14.4
MX17004	2010-02-11	29.7	13.4
MX17004	2010-02-23	29.9	10.7
MX17004	2010-03-05	32.1	14.2
MX17004	2010-03-10	34.5	16.8
MX17004	2010-03-16	31.1	17.6
MX17004	2010-04-27	36.3	16.7
MX17004	2010-05-27	33.2	18.2

Cette colonne contient un nom de variable

Une variable par colonne, une observation par ligne

### Messy to tidy

Surprisingly, most messy datasets, including types of messiness not explicitly described above, can be tidied with a small set of tools: melting, string splitting, and casting.

### Tidyverse



R packages for data science

The tidyverse is an opinionated collection of R packages designed for data science. All packages share an underlying design philosophy, grammar, and data structures.



Objectif: faciliter

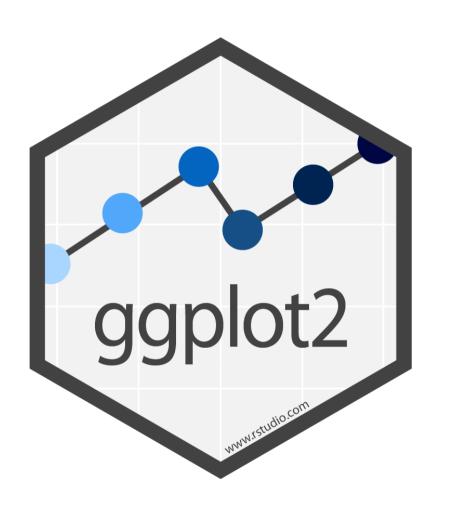
1/ la manipulation, 2/ la visualisation, 3/ la modélisation

### Manipulation

- **Filtrer** : extraire ou supprimer des sous-ensembles de données sur la base de conditions.
- **Transformer** : ajouter ou modifier des variables ; implication d'une ou de plusieurs variables.
- Agréger : résumer plusieurs valeurs en une seule.
- Trier : changer l'ordre des observations

Toutes ces opérations sont facilitées quand il existe un moyen cohérent d'accéder aux variables. C'est le cas avec des données bien rangées.

### Visualisation



- Package basé sur une grammaire des graphiques [\*].
- On ne peut produire un graphique qu'à partir de données rangées dans une table.
- Principe :
  - Sujet : les données
  - Verbe : le type de graphique à produire
  - Complément : l'esthétique

[\*] *The Grammar of Graphics*, L. Wilkinson, 2005 2nd Edition, Springer, Series Statistics and Computing

### Modélisation

- Les données bien rangées facilitent la mise en œuvre de méthodes de modélisation.
- Tous les logiciels de statistique disposent d'un moyen de décrire un lien entre une variable réponse et des variables explicatives.
  - R(lm()): y ~ a + b + c \* d.
  - SAS (PROC GLM): y = a + b + c + d + c \* d.
  - SPSS (glm): y BY a b c d / DESIGN a b c d c \* d.
  - Stata (regress): y a b c#d.

### Des données dans un tableau

Groupe	Echantillon
	1
	3
	4
Groupe A	5
	6
	7
	8
	1
	2
	3
Groupe B	4
Groupe B	5
	6
	7
	8
	1
	2
	3
Groupe C	4
Groupe C	5
	6
	7
	8

Variable 1	Variable 2	Variable 3
75,6	4,07	0,965
70,8	7,22	0,143
65,4	8,25	0,893
61,4	8,65	0,505
52,8	0,43	0,815
82,8	6,20	0,244
10,1	3,67	0,358
84,8	0,08	0,867
46,8	7,31	0,020
64,4	2,16	0,169
65,1	5,76	0,334
29,9	2,64	0,873
79,4	7,93	0,985
51,8	4,82	0,507
86,4	2,48	0,231
72,6	1,76	0,703
65,6	7,86	0,372
90,1	0,08	0,735
92,4	8,37	0,535
48,5	7,75	0,109
18,0	9,88	0,663
57,2	5,04	0,671
38.9	4 67	0.377

Concentration produit X					
T0	T1	T2	T3	T4	
3,45	3,59	4,29	5,14	5,69	
4,63	4,64	5,21	5,73	6,24	
1,32	2,03	2,04	2,41	3,11	
2,99	3,64	4,08	4,36	4,91	
4,12	4,33	5,22	6,02	6,59	
1,81	2,06	2,47	2,68	3,17	
1,40	1,60	1,95	1,96	2,15	
1,26	1,30	1,58	1,82	1,91	
3,67	3,97	4,13	5,00	5,77	
4,78	5,43	5,79	6,21	6,34	
2,97	3,11	3,89	4,04	4,58	
3,82	4,38	4,66	5,44	5,57	
4,88	5,53	6,17	6,60	7,25	
0,46	1,03	2,03	2,45	2,61	
0,23	0,52	0,83	1,04	1,48	
2,76	3,60	4,31	4,36	4,99	
1,79	2,58	2,71	3,08	3,24	
3,45	3,86	4,27	4,42	5,40	
2,77	3,09	3,81	4,24	4,89	
1,27	1,78	2,00	2,38	3,27	
0,43	1,39	1,57	1,72	1,75	
0,40	1,26	1,98	2,16	2,72	
4,64	5,63	6,40	6,75	6,86	

Expre	Expression de génes				
Gène 1	Gène 2	Gène 3			
380	8	60			
208	452	97			
110	93	107			
124	458	205			
445	33	312			
215	461	154			
165	215	386			
432	389	107			
174	135	188			
378	202	418			
451	272	349			
103	34	131			
51	1	359			
11	359	312			
96	147	282			
341	78	120			
485	6	181			
461	32	394			
305	166	107			
365	410	390			
123	441	461			
390	352	15			
289	359	104			

### Des données prêtes à être importées dans un logiciel de statistique

```
Groupe; Echantillon; Var 1; Var 2; Var 3; Conc T0; Conc T1; Conc T2; Conc T3; Co
nc T4; Gene 1; Gene 2; Gene 3; VC1; VC2
A; 1; ; 75, 6; 4, 07; 0, 965; 3, 45; 3, 59; 4, 29; 5, 14; 5, 69; 380; 8; 60; 0, 35; 0, 73
A; 3; ;70,8;7,22;0,143;4,63;4,64;5,21;5,73;6,24;208;452;97;0,51;0,49
A; 4; ; 65, 4; 8, 25; 0, 893; 1, 32; 2, 03; 2, 04; 2, 41; 3, 11; 110; 93; 107; 0, 50; 0, 73
A;5;;61,4;8,65;0,505;2,99;3,64;4,08;4,36;4,91;124;458;205;0,09;0,12
A; 6; ; 52, 8; 0, 43; 0, 815; 4, 12; 4, 33; 5, 22; 6, 02; 6, 59; 445; 33; 312; 0, 79; 0, 81
A; 7; ;82,8;6,20;0,244;1,81;2,06;2,47;2,68;3,17;215;461;154;0,31;0,01
A;8;;10,1;3,67;0,358;1,40;1,60;1,95;1,96;2,15;165;215;386;0,13;0,10
B;1;;84,8;0,08;0,867;1,26;1,30;1,58;1,82;1,91;432;389;107;0,59;0,75
B; 2; ; 46, 8; 7, 31; 0, 020; 3, 67; 3, 97; 4, 13; 5, 00; 5, 77; 174; 135; 188; 0, 87; 0, 41
B; 3; ; 64, 4; 2, 16; 0, 169; 4, 78; 5, 43; 5, 79; 6, 21; 6, 34; 378; 202; 418; 0, 25; 0, 71
B; 4; ; 65, 1; 5, 76; 0, 334; 2, 97; 3, 11; 3, 89; 4, 04; 4, 58; 451; 272; 349; 0, 79; 0, 57
B;5;;29,9;2,64;0,873;3,82;4,38;4,66;5,44;5,57;103;34;131;0,11;0,92
B; 6; ; 79, 4; 7, 93; 0, 985; 4, 88; 5, 53; 6, 17; 6, 60; 7, 25; 51; 1; 359; 0, 42; 0, 71
B; 7; ; 51, 8; 4, 82; 0, 507; 0, 46; 1, 03; 2, 03; 2, 45; 2, 61; 11; 359; 312; 0, 72; 0, 73
B; 8; ; 86, 4; 2, 48; 0, 231; 0, 23; 0, 52; 0, 83; 1, 04; 1, 48; 96; 147; 282; 0, 14; 0, 47
C;1;;72,6;1,76;0,703;2,76;3,60;4,31;4,36;4,99;341;78;120;0,59;0,56
C;2;;65,6;7,86;0,372;1,79;2,58;2,71;3,08;3,24;485;6;181;0,55;0,36
C;3;;90,1;0,08;0,735;3,45;3,86;4,27;4,42;5,40;461;32;394;0,71;0,43
C;4;;92,4;8,37;0,535;2,77;3,09;3,81;4,24;4,89;305;166;107;0,84;0,82
C;5;;48,5;7,75;0,109;1,27;1,78;2,00;2,38;3,27;365;410;390;0,12;0,63
C;6;;18,0;9,88;0,663;0,43;1,39;1,57;1,72;1,75;123;441;461;0,70;0,83
C;7;;57,2;5,04;0,671;0,40;1,26;1,98;2,16;2,72;390;352;15;0,67;0,97
C;8;;38,9;4,67;0,377;4,64;5,63;6,40;6,75;6,86;289;359;104;0,15;0,37
```

### Conclusion

Donoho, 2017 [\*]: Greater Data Science

- 1/ Data Gathering, Preparation and Exploration
- 2/ Data Representation and Transformation
- 3/ Computing with Data
- 4/ Data Modeling
- 5/ Data Visualization and Presentation
- 6/ Science about Data Science

[\*] D. Donoho, 50 Years of Data Science

Journal of Computational and Graphical Statistics, 26:4, 745-766, 2017