

Impact des Big Data sur la recherche en sciences du vivant et leurs implication / applications



Antoine Cornuéjols

AgroParisTech – INRA MIA 518

antoine.cornuejols@agroparistech.fr

Plan

1. La révolution des données
2. Qu'en fait-on ?
3. Les défis
4. Les compétences requises, les acteurs, les outils
5. L'avenir

Où l'on parle d'« avalanche » de données

- Des données capturées à foison quand nous allons **sur Internet**
 - Sur quels sites
 - Combien de temps, les clics, les durées, les achats, ...
- **Smartphones**
 - Localisation même si on a dit non
 - Des tas d'applications pleines de curiosité
- **Bracelets connectés**
- Moyens de **paiement** (banques)
- Capteurs dans les **véhicules** (assurances)
- Compteurs Linky

Où l'on parle d'« avalanche » de données

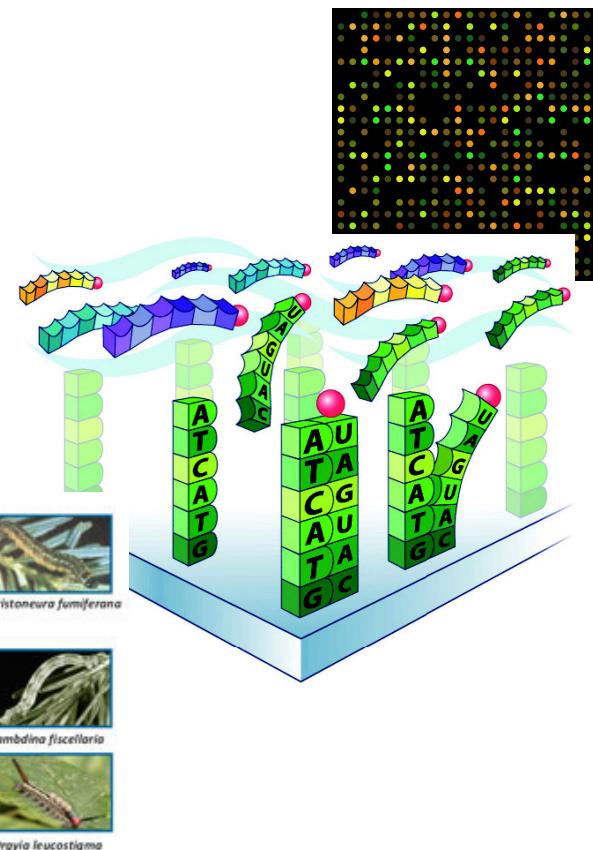
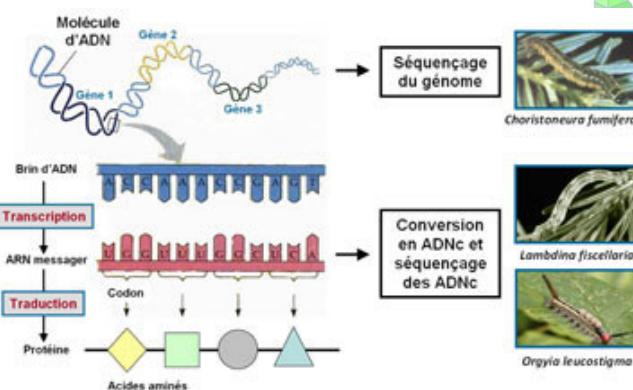
- Des **caméras** dans les panneaux de publicité dans les rues
- Bientôt dans les **vitrines** des magasins
- **Factures** dans les supermarchés (carte de fidélité)
- **Smart cities**

Exemples de domaines renouvelés

- La bio-informatique

- Gros volume de données

- ◆ Puces à ADN
 - ◆ Machines à séquencer



Exemples de domaines renouvelés

- La sociologie

- Gros volume de données
 - ◆ Réseaux sociaux
 - ◆ Smarphones
 - ◆ Websites consultations

Exemples de domaines renouvelés

- La e-medecine (le me-data)

- Gros volume de données

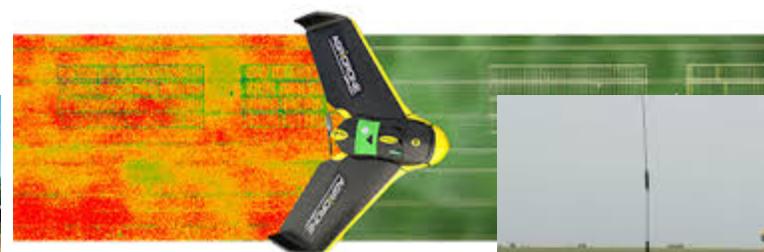
- ◆ Smarphones
 - ◆ Objets connectés
 - ◆ Forums
 - ◆ WATSON
 - ◆ Google Flu

Exemples de domaines renouvelés

- L'agriculture numérique

- Gros volume de données

- ◆ Capteurs
 - ◆ Drones
 - ◆ Réseaux sociaux et pro



Exemples de domaines renouvelés

- Le domaine juridique

- Gros volume de données

- ◆ Archives numérisées
 - ◆ Réseaux sociaux et professionnels



Des **contre-exemples**

- **L'alimentation**

- Enquête Nutrinet

- ~ 277 000 internautes théoriquement sur des années

- Mais

- ◆ à 80% des femmes

- ◆ Milieux socio-professionnels élevés

- ◆ Abandonnent après quelques jours

**Manque de données
représentatives**

- **L'éducation**

- Peu de données sur ce qui se passe en classe ou devant un écran

Les sciences du vivant de l'environnement et de l'agronomie

Spécificités

1. Des systèmes **naturels**

- Les modèles sous-jacents, les liens de causalité sont **inconnus**

2. Très **complexes**

- très **multi-échelles** spatiales et temporelles

3. Très **multi-factoriels**

« Défricher »

4. **Adaptatifs** donc difficiles à prévoir

- E.g. émergence de bio-résistance

Importance des
liens de causalité

Spécificités

1. La disposition de données permet
 - D'**explorer** : recherche de « patterns »

2. Possibilité d'une **approche heuristique**
 - On ne cherche pas nécessairement un **modèle explicatif** ou causal
 - On peut se contenter de **modèles prédictifs** (dans un 1er temps)

Changement de paradigme

1. Ancien paradigme

- Construire une hypothèse (e.g. tel traitement devrait avoir tel effet)
- Construire un plan d'expérience pour **tester la validité de l'hypothèse**
- Le dispositif expérimental et les données récoltées
ne servent qu'à tester cette hypothèse

1. Ancien paradigme

- Construire une hypothèse (e.g. tel traitement devrait avoir tel effet)
- Construire un plan d'expérience pour tester la validité de l'hypothèse
- Le dispositif expérimental et les données récoltées
ne servent qu'à tester cette hypothèse

2. Nouveau paradigme

- Esprit « ouvert » : on cherche des patterns (inattendus) dans la masse de données disponibles
- Ré-utilisation possible à l'infini des données (non récoltées pour un but précis)

C'est le « **data mining** »

Plan

1. La révolution des données
2. Qu'en fait-on ?
3. Les défis
4. Les compétences requises, les acteurs, les outils
5. L'avenir

Apprentissage **descriptif** non supervisé

Apprentissage descriptif

À propos d'un *échantillon d'apprentissage* $s = \{(x_i)\}_{1,m}$

identifier des **régularités** rendant compte de S

- E.g. sous la forme de **clusters** (e.g. *mélange de Gaussiennes*)
 - CLUSTERING
- E.g. sous la forme de **motifs fréquents** (fouille de données)

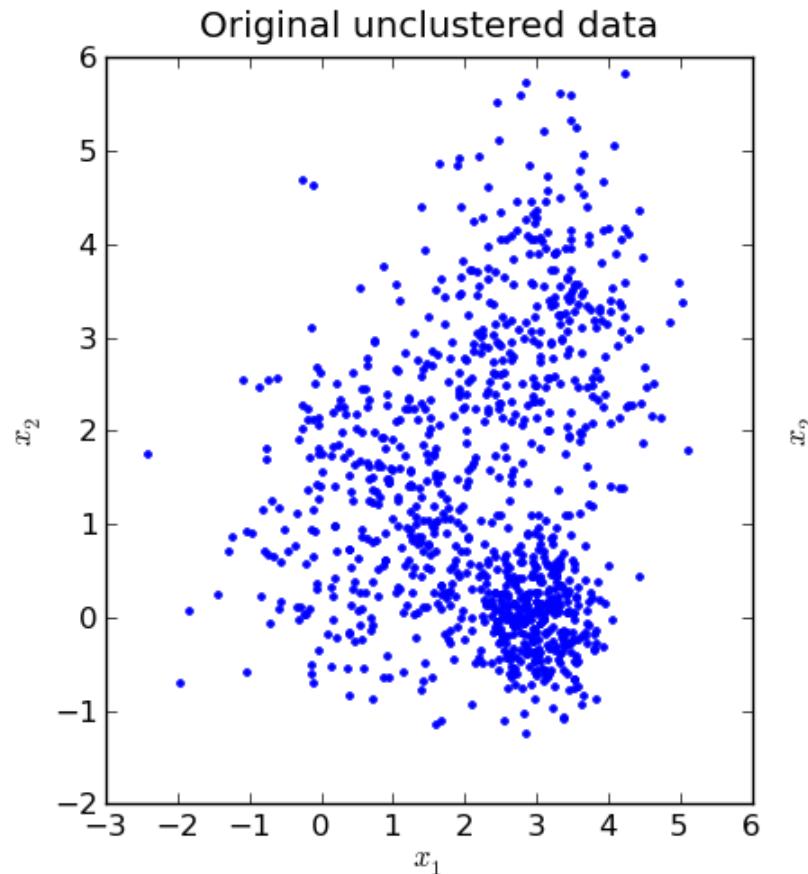
pour résumer, suggérer des régularités, comprendre ...



Clustering / Catégorisation

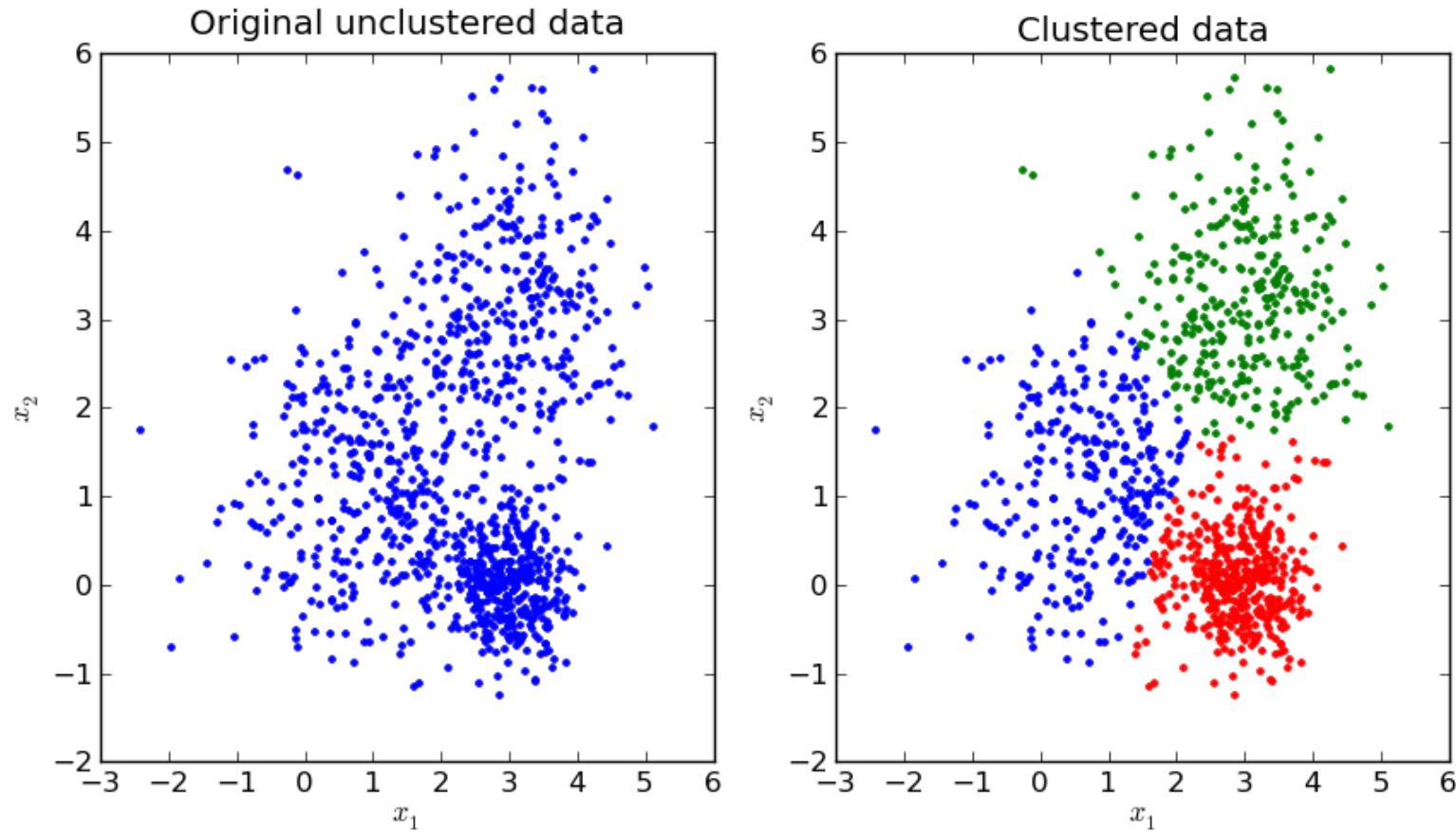
Les grands types d'apprentissage

- Apprentissage « **descriptif** » (non supervisé)

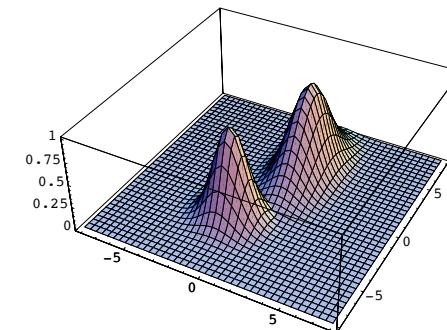


Les grands types d'apprentissage

- Apprentissage « **descriptif** » (non supervisé)



- Catégorisation de consommateurs
 - Base de données sur les répondants de la base Nutrinet
 - $\sim 280\,000$
 - Données sur *âge, nb de personnes dans la famille, catégorie socio-professionnelle, ...*
 - Données sur consommations alimentaires sur une certaine durée
 - Y a-t-il émergence de groupes distincts ?

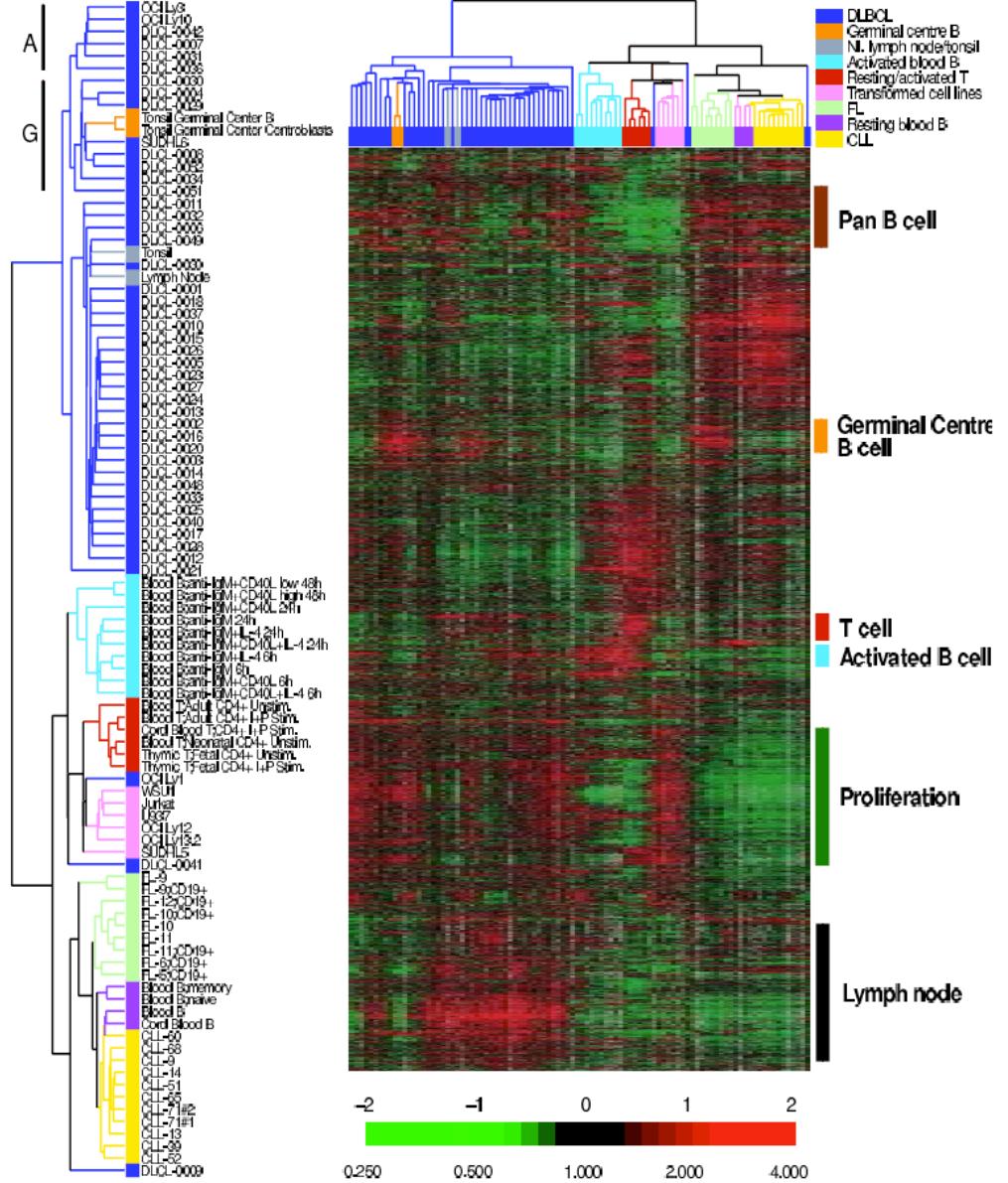


Apprentissage Non supervisé

Clustering

Bi-clustering

gènes - patients





Recherche de motifs fréquents

Frequent Item Sets



Recherche de règles d'association

- Extraire des régularités
 - Base de données sur les **consommations alimentaires**
 - Peut-on identifier des « patterns » de consommation ?

- Extraire des régularités
 - Base de données sur les **consommations alimentaires**
 - Peut-on identifier des « patterns » de consommation ?

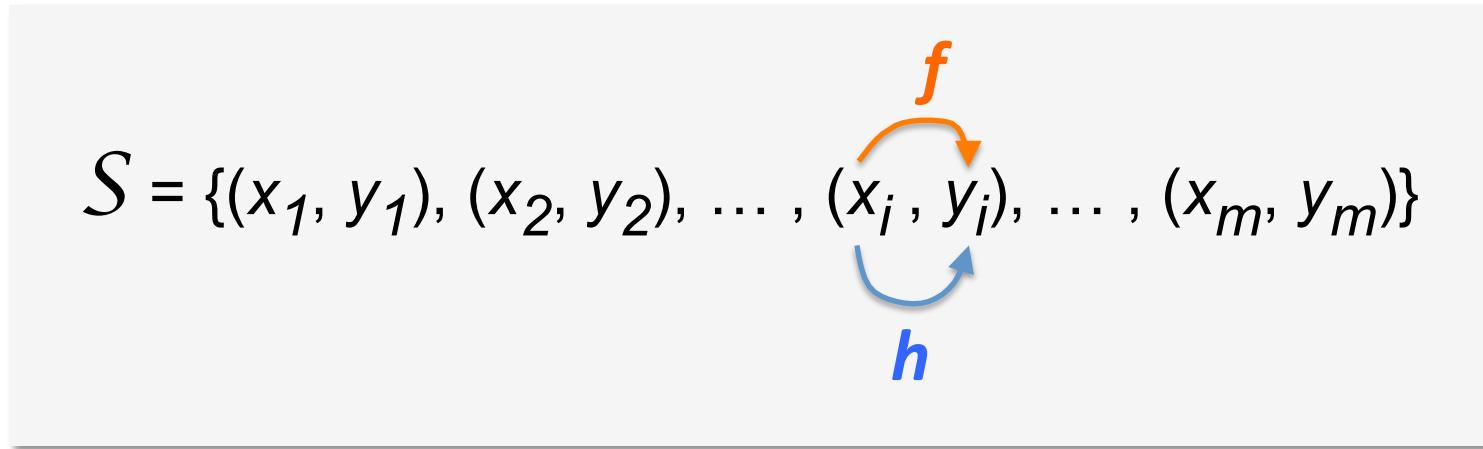
- Reconnaissance d'animaux malades ou en chaleur
 - Mesures en continu sur leur comportement
 - Vidéos
 - Capteurs « embarqués »
 - Mobilité (nb de pas / minute ; distance parcourue à l'heure)
 - Lieux visités
 - ...

➤ *Reconnaissance de comportements types*

Apprentissage prédictif supervisé

Apprentissage prédictif (*supervisé*)

- Un *échantillon d'apprentissage*



Prédiction pour de **nouveaux** exemples $x -\textcolor{blue}{h}\rightarrow y$?

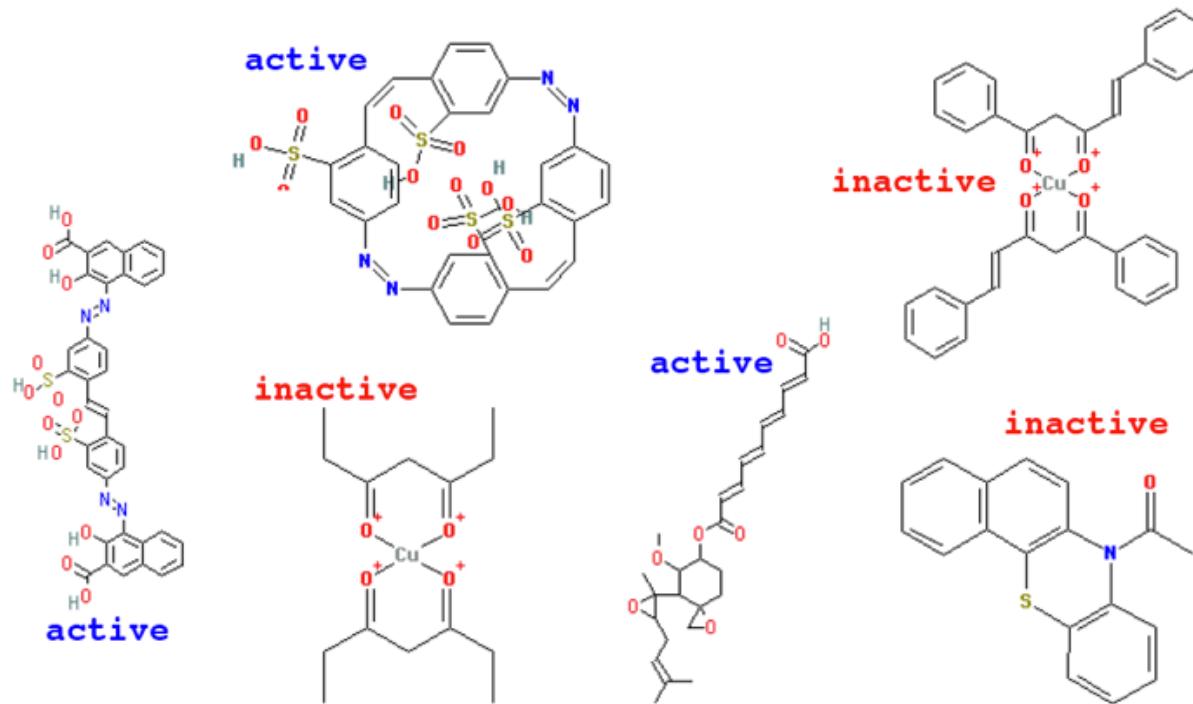
- Reconnaissance d'insectes ravageurs
 - Base d'images d'insectes dans des cuvettes
 - Reconnaissance du type d'insectes
 - Comptage



Association / Prédiction

Apprentissage
supervisé

- Prédire si une molécule est bio-active ou pas



NCI AIDS screen results (from <http://cactus.nci.nih.gov>).

Analyse de textes

- Reconnaissance de **sentiments** exprimés dans des textes

	Electronics	Video games
	<p>(1) <u>Compact</u>; easy to operate; very good picture quality; looks <u>sharp</u>!</p>	<p>(2) A very <u>good</u> game! It is action packed and full of excitement. I am very much <u>hooked</u> on this game.</p>
	<p>(3) I purchased this unit from Circuit City and I was very <u>excited</u> about the quality of the picture. It is really <u>nice</u> and <u>sharp</u>.</p>	<p>(4) Very <u>realistic</u> shooting action and good plots. We played this and were <u>hooked</u>.</p>
	<p>(5) It is also quite <u>blurry</u> in very dark settings. I will <u>never_buy</u> HP again.</p>	<p>(6) It is so boring. I am extremely <u>unhappy</u> and will probably <u>never_buy</u> UbiSoft again.</p>

GIEC : filtrage de documents

- Estimation de l'émission de gaz à effet de serre par les sols agricoles
 - En particulier N₂O (influence des engrais azotés)
- Par une méta-analyse des **articles scientifiques pertinents**
 - Plus de 10⁶ articles scientifiques publiés / an
 - (plus ou moins) disponibles sur Internet

Filtrage nécessaire de ces articles

En optimisant précision et rappel
(et interprétabilité du filtre)

Apprentissage prescriptif pour « intervenir »

Apprentissage prescriptif

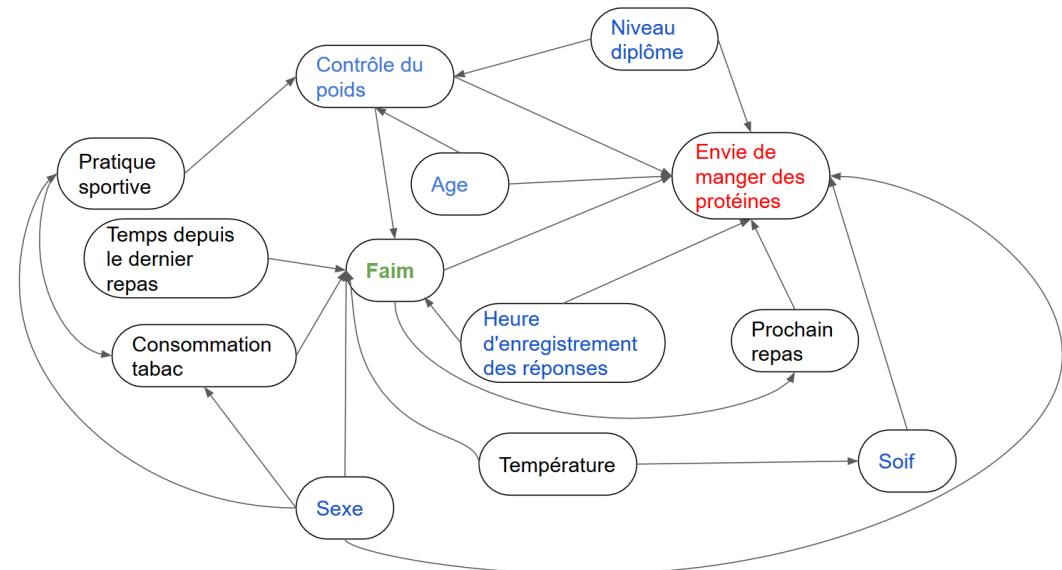
- Apprentissage « **prescriptif** » (recherche de *causalités*)

1. J'observe que les gens qui mangent des glaces sont souvent en maillot de bain
 2. Je voudrais vendre davantage de glaces
- Je demande aux gens de se mettre en maillot de bain

La recherche de relations causales

Qu'est-ce qui cause l'appétence pour des plats protéinés ?

- La faim ?
- L'heure dans la journée ?
- Le genre ?
- L'aspect visuel ?
- L'aspect olfactif ?
- La richesse en protéines des repas précédents ?
- ...



- Quelles **recommandations** faire à un consommateur pour qu'il baisse sa consommation d'aliments carnés ?
- Quel impact **si on double le prix** de ... ?
- Quel rendement aurais-je eu l'année dernière **si j'avais** planté du ... au lieu de ...

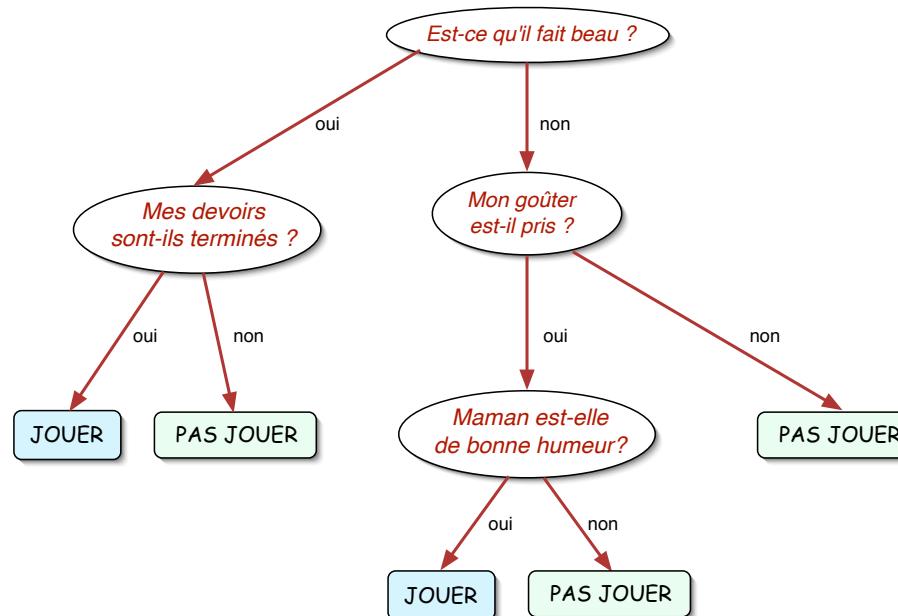
Quels modèles ou hypothèses ?

Modèles interprétables

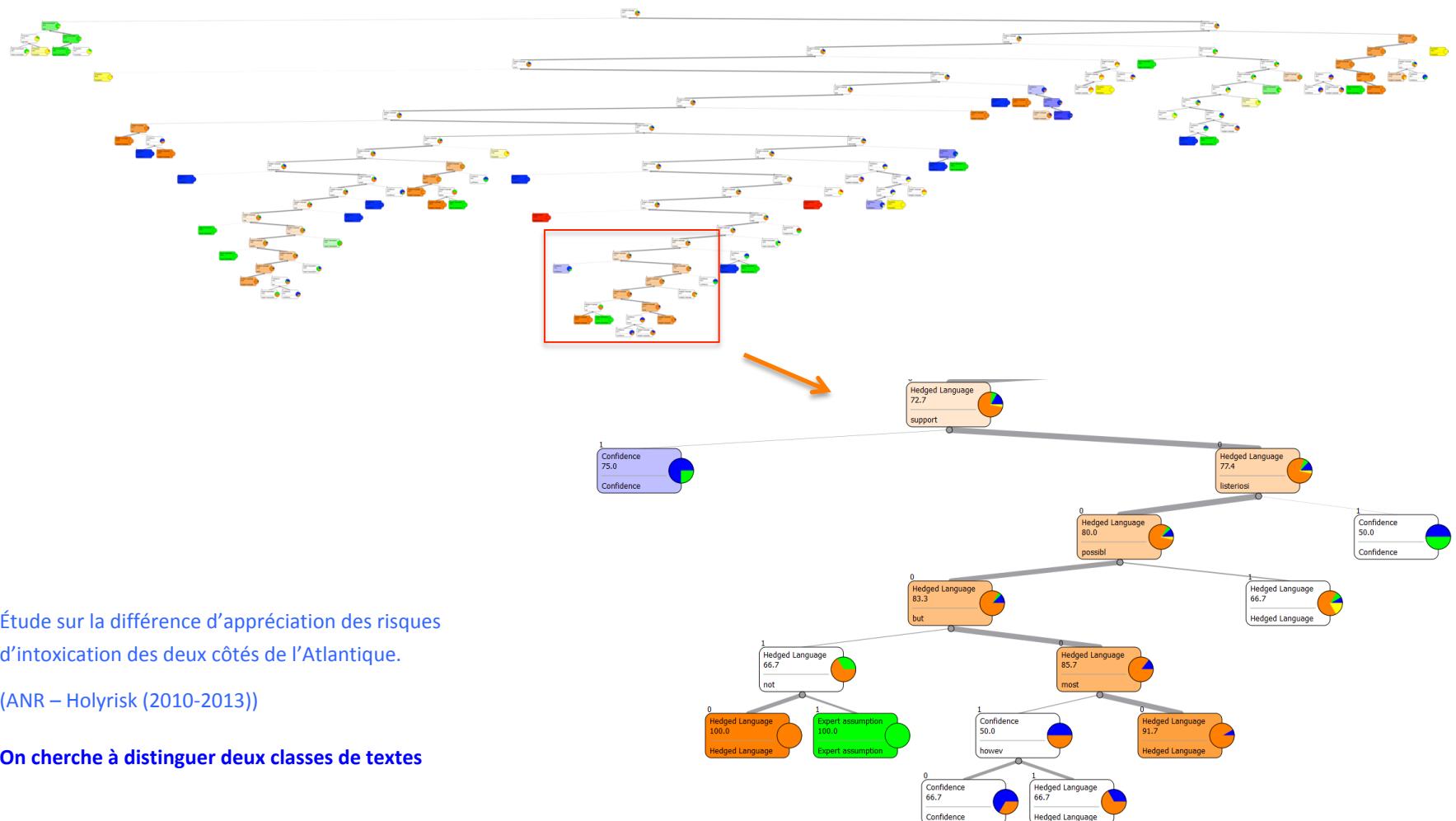
- Régression linéaire

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i x_i$$

- Arbre de décision



Exemple : arbre de décision



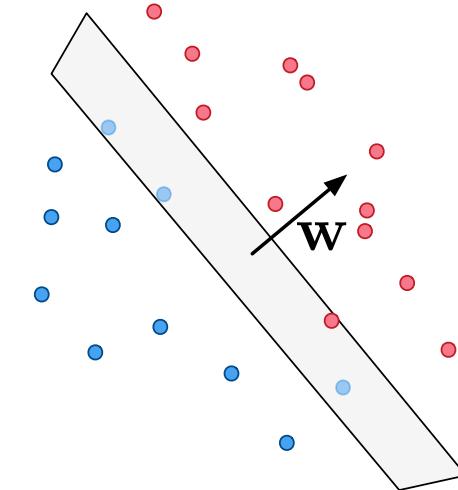
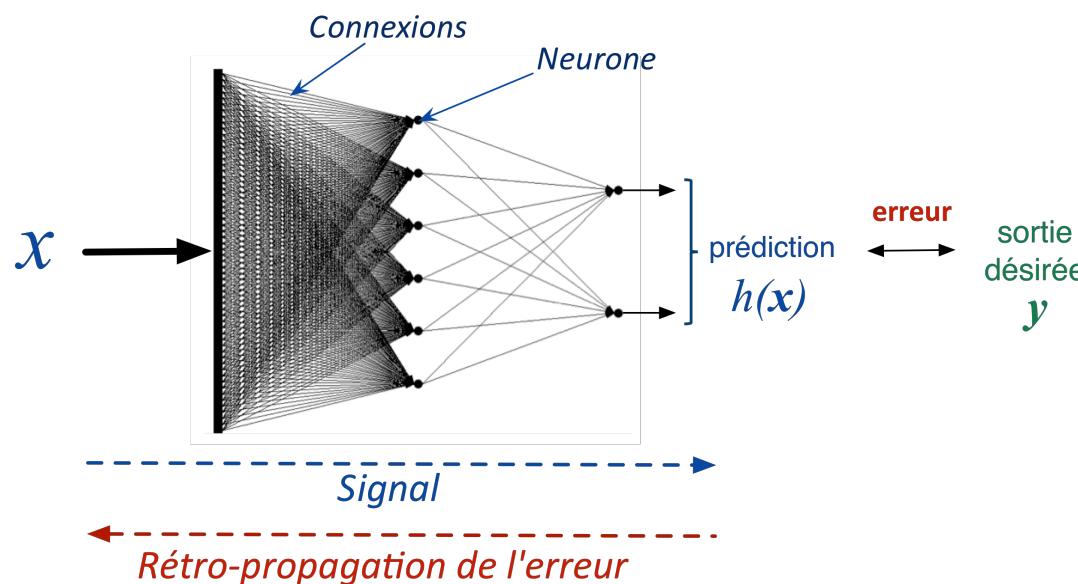
Étude sur la différence d'appréciation des risques
d'intoxication des deux côtés de l'Atlantique.

(ANR – Holyrisk (2010-2013))

On cherche à distinguer deux classes de textes

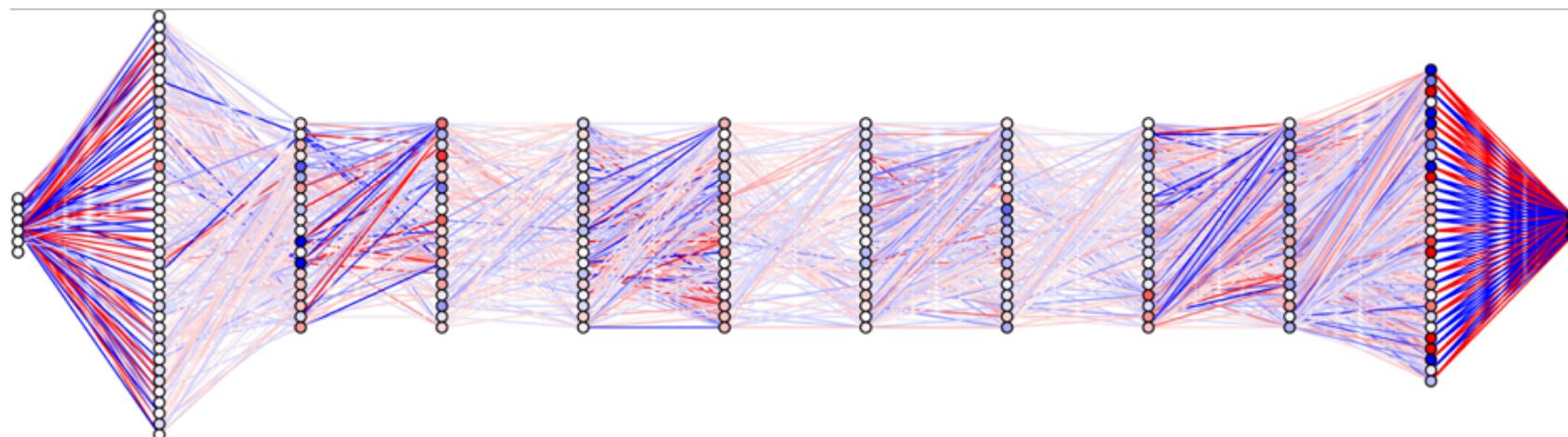
Modèles opaques

- Régression linéaire généralisé
- Réseaux de neurones



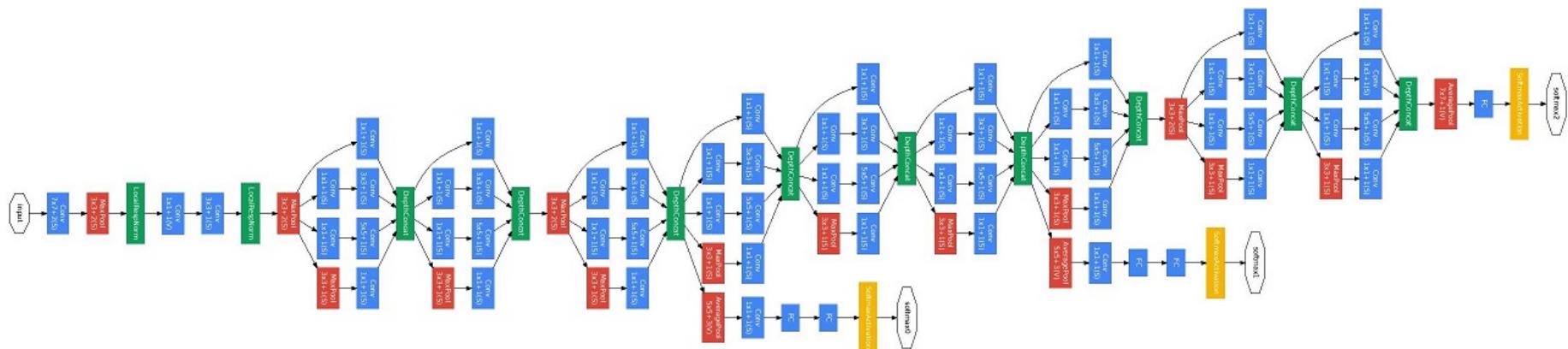
Les « réseaux de neurones profonds »

- Des réseaux de neurones artificiels
 - à grand nombre de couches (parfois > qqs 100)
 - et très grand nombre de paramètres (qqs 10^7 – 10^8 paramètres)

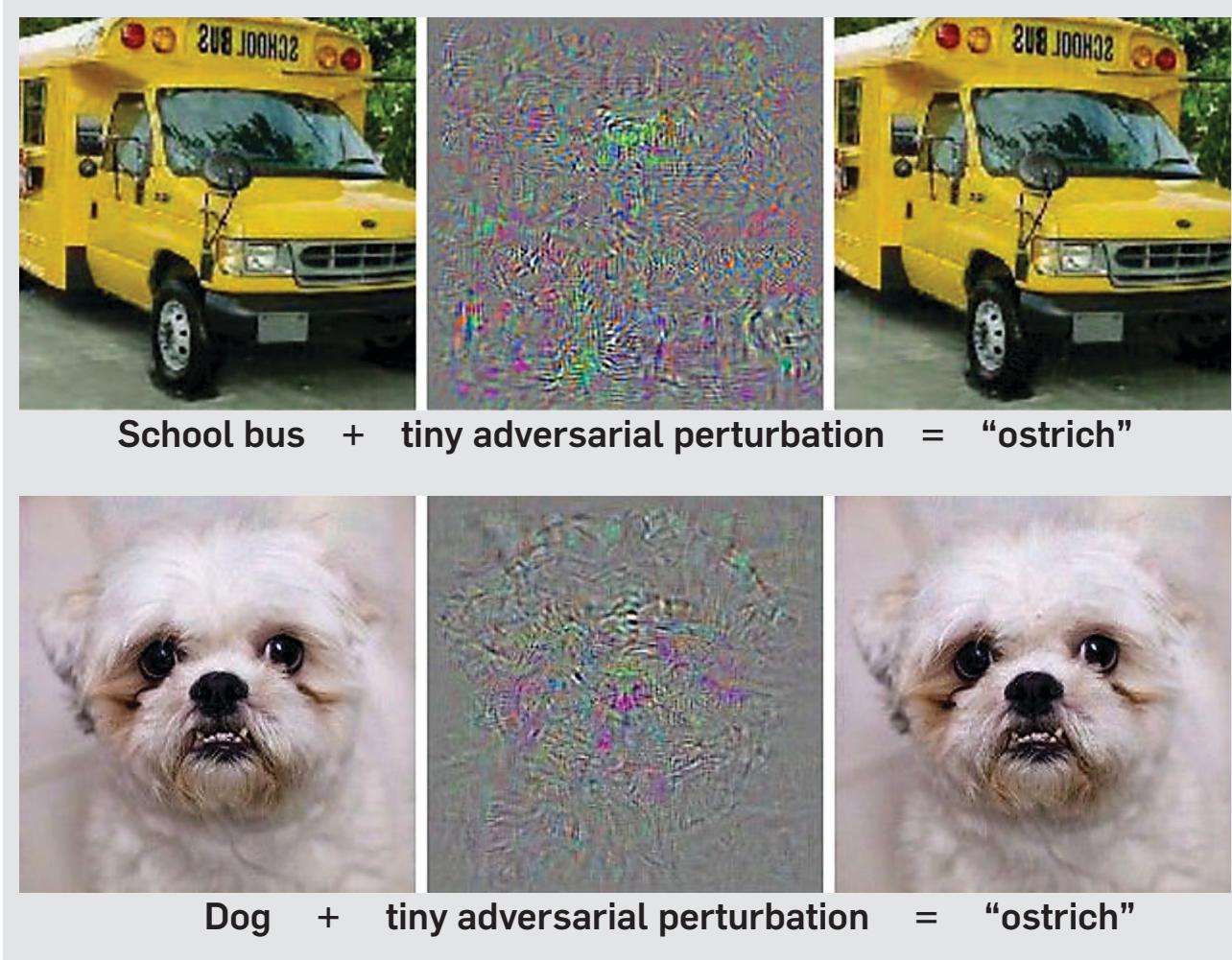


GoogleNet

- Un mécano de réseaux de neurones



Des erreurs difficiles à comprendre



Illustration

Adversarial input can fool a machine-learning algorithm into misperceiving images.

Plan

1. La révolution des données
2. Qu'en fait-on ?
3. Les défis
4. Les compétences requises, les acteurs, les outils
5. L'avenir

Les défis

1. Le **recueil** des données

Obtenir les données

Souvent **difficile !!!**

- Les données ne sont **pas encore disponibles**
- Le donneur d'ordre n'est **pas détenteur des données**
 - Pas le même service / département
- Les données sont **protégées par des droits**
- Une partie des données **reste à recueillir**

Les questions juridiques

Essentiel !!!

- Données **personnelles**
- **Obtenir l'autorisation**
 - CNIL
 - RGPD
 - Depuis le **25 mai 2018**, le Règlement Général Européen sur la Protection des Données (**RGPD**) affecte toutes les organisations traitant les **données personnelles identifiables** (DPI) de résidents européens.

Les défis

1. Le **recueil** des données
2. Les **prétraitements** des données

Les prétraitements

- **90%** du temps d'un projet
- **Recueil** des données
- Mise dans un **format adéquat**
- **Nettoyage**
 - **Bruit** dans les données
 - **Données manquantes**
 - **Données aberrantes**
 - **Doublons**
 - **Normalisation** des mesures
 - **Discrétisation** de valeurs continues
 - **Rendre continues** des valeurs discrètes
- Élimination des **attributs redondants** / calcul de **nouveaux attributs**
- **Précision / incertitude**
- Intégration de plusieurs **sources de données (hétérogènes)**
- ...

Le traitement des documents en .pdf

- Structure des pages ... en .pdf



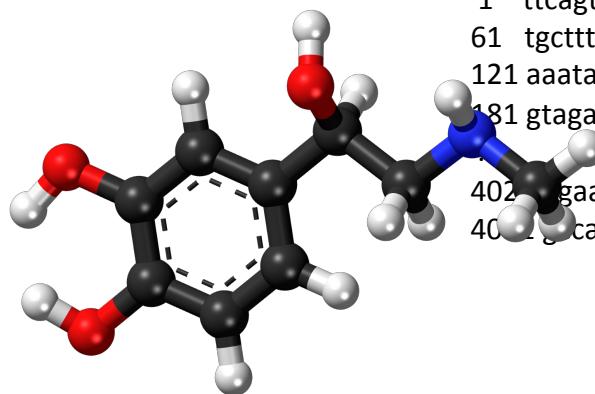
Les défis

1. Le **recueil** des données
2. Les **prétraitements** des données
3. Les **sources multiples** et hétérogènes

Intégration de multiple sources de données

- Annotation de protéines

Protéine « sp|P00004|CYC_HORSE » is activated by ...



1 ttcagttgt aatgaatgga cgtgc当地 agacgtgccg cc当地gctcg attcgcaactt
61 tgcttc当地 tttgccgtc tt当地acgcgt ttagtccgt tc当地ttcatt cccagttctt
121 aaataccgga cgtaaaaata cactctaaccg gtcccgcaa gaaaaagata aagacatctc
181 gtagaaatat taaaataaaat tcctaaagtc gttggttct cgttcactt cgctgc当地c
402 gaacacgccc gaggctccat tc当地tagcacc acttc当地gtcgt ctt当地atcccc tccctcatcc
403 catggc当地 gg tgcaaaaaat aaaaagaact c

Intégration de multiple sources de données

- GIEC
 - Document
 - Tableaux
 - mesures

Moore's Law has, for high half a century, represented the growth in efficiency of computers. Moore's Law states that the number of transistors that can be placed on a given surface area doubles every two years [Intel Corporation, 2011]. As a consequence, the number of transistors – and consequently, the computing power – as processes has grown exponentially until recently. However, this growth can no longer be sustained due to a combination of several factors. The most important cause are quantum mechanical effects which raise the electrical resistance of the transistors and thus cause heat dissipation problems which result in energy loss [Feynman, 1996; Thorbecke, 2001].

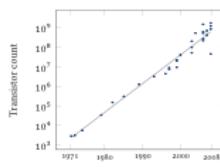


Figure 11: Moore's Law Illustrated by the number of transistors of typical processors for each era. Note that the y axis is logarithmic.¹

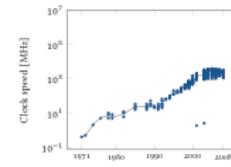


Figure 2: Clock speed (in MHz) of Intel processors over time and their mean values for each year.¹

On the other hand, we're dealing with ever increasing amounts of data that our programs have to process. Figure 3 illustrates this using the example of the number of

	MaxEnt			MaxEnt + GE			Unsup GE		
	P	R	F	P	R	F	P	R	F
BKG	.38	.19	.25	.49	.48	.48	.49	.44	.46
PROB	0	0	0	.38	.23	.29	.28	.38	.32
METH	0	0	0	.29	.50	.37	.08	.56	.14
RES	0	0	0	.68	.51	.58	.08	.51	.14
CON	.69	.96	.80	.81	.84	.82	.74	.69	.71
CN	.35	.06	.10	.39	.29	.33	.40	.13	.20
DIFF	0	0	0	.21	.30	.25	.12	.13	.12
FUT	0	0	0	.24	.44	.31	.26	.61	.36

International Journal of Trend in Scientific Research and Development, Volume 1(4), ISSN : 2456-6470
www.ijtsrd.com

Document Ranking using Customizes Vector Method

Printed by Meister

Priyanka Srivariya
Computer Engineering, Gujarat Technological University, India

ABSTRACT

Information retrieval (IR) research is about position reports utilizing client's question and get the important records from extensive dataset. Another position fundamentally looking the pertinent record around their rank. Document ranking is basically searching relevant document according to their rank. Very simple model is traditional and widely applied information retrieval system. The ranking is based on the following weight values. Terms are the significant of an inform and it is query used in docu ranked calculates the term weight query on basis of term who documents. The weight of documents in which the query etc it will count the term calculate the highest weight of value it's documents.

KEYWORD

Information retrieval, term & frequency vector space model, C

1 INTRODUCTION

In the information retrieval [18] are ranked optimally by using us the relevant documents and the user's query [21]. When the user gives commands to archives the most relevant documents are those of their degree of relevance. May rely on search engines for extra points [19]. In this case, the queries are processed by a certain information retrieval or applied to obtain the cluster of the query. After the retrieval of important tasks is to present them where the user can see which are inter-relevant for the user [20].

strategically
units (in
storage),
exception
such as
units, si-
oerested,
not bal-
clearly at
the end

of documents [15] information retrieval system is a set of documents to discover convenient information equivalent to a user's query. In information retrieval basically data can be fetched from web structure information that can be type of content, pictures, graph etc. Several components make this task challenging (i) normally unstructured information is in document database, (ii) reports are typically composed in unconstrained characteristic dialect, iii)

THIS LINE WITH YOUR PAPER IDENTIFICATION NUMBER (DOUBLE-CLICK HERE TO EDIT) <	
and tables can be at the end of the paper. Large figures in tables may span both columns. Place figure captions below the figure.	Large figures in tables may span both columns. Place figure captions below the figure.
	TABLE I Ultimate Magnetoresistance
Symbol	Description from Equation and Figure
Φ	magnetic flux $1 \text{ M} \text{ G} = 10^{-4} \text{ Wb} = 10^{-4} \text{ T m}^2$
B	magnetic field density $1 \text{ Oe} = 10^{-4} \text{ T} = 10^{-4} \text{ Wb/m}^2$
H	magnetic field strength $1 \text{ Oe} = 10^{-4} \text{ A/m}$
M	magnetization $1 \text{ Oe} = 10^{-4} \text{ T} = 10^{-4} \text{ Wb/m}^2$
M_r	remanence $1 \text{ Oe} = 10^{-4} \text{ T} = 10^{-4} \text{ Wb/m}^2$
σ	specific resistance $1 \text{ megohm} = 1 - 10^{-6} \Omega = 1 - 10^{-6} \text{ ohms}$

Applied Mechanics and Materials
ISSN: 1662-7482, Vols. 543-547, pp 4180-4184
doi:10.4028/www.scientific.net/AMM.543-547.4180
© 2014 Trans Tech Publications, Switzerland

Research and Improvement Strategies on Disaster Education for Primary and Secondary School

¹ Jiangxi Science and Technology Normal University, Nanchang, Jiangxi, P.R.China.
² School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang, Jiangxi, P.R.China.
E-mail: 1232675154@qq.com; E-mail: manzhang_2010@163.com

Keywords: Disaster Education; Primary and Secondary School; Strategies

For example, the paper proposed that the government should improve the disaster education system by encouraging primary and secondary schools to include disaster education in their curriculum. The paper also suggested that the government should provide more resources for disaster education, such as textbooks and teaching materials. The paper concluded that disaster education is an important part of disaster preparedness and can help people better understand the risks of disasters and how to respond to them.

Introduction
China is one of the countries most affected by the natural disasters in the world. The frequently occurring disasters affect economic development and social stability of the country, causing a great economic loss every year. In 2011, 1/10 part of economic losses and casualties caused by disasters chosen from China Statistical Yearbook, 2011. Especially after the Wenchuan earthquake, experts and scholars in China begin to focus more attention on disaster education research, and have achieved some success. However, researches on primary and secondary school are in a low level due to their relative neglect in other areas.

Table 1. The economic losses and casualties caused by disasters					
Year	Direct economic losses caused by earthquake (million)	Direct economic losses caused by natural and Oceanic disaster(billion)	Casualties caused by earthquake (frequency)	Casualties caused by disaster (frequency)	
2000	1467.92	12.08	2855	79	
2001	1484.49	10.01		401	
2002	147.74	6.59	362	124	
2003	4600.40	8.05	7465	128	
2004	904.00	5.42	696	140	
2005	2626.11	33.24	882	371	
2006	7996.2	21.85	229	492	
2007	2019.22	8.84	422	161	
2008	85849.94	20.61		446,293	152
2009	2737.82	10.02	407	95	
2010	23610.77	13.28	13795	137	

Source: China Statistical Yearbook 2011
Disaster education first introduced to the public of China was by two professors Wang Hong and Zongwen in the year 1996, but they were failed to give a definition of its concept. Even near 20 years past, scholars still haven't given a unified and standard definition of disaster education in China, but we can get a understanding of it by reading papers on disaster education of scholars from home and abroad. A definition widely accepted but not standard on Disaster Education by many

Les défis

1. Le **recueil** des données
2. Les **prétraitements** des données
3. Les **sources multiples** et hétérogènes
4. La possibilité de l'intervention de **l'expert**

Disponibilité des experts métier

Essentiel !!!

- **Comprendre le problème**
- Établir un **vocabulaire commun**
- **Évaluer les résultats**
- **Orienter / ré-orienter**
- **S'approprier les résultats / assurer la suite**

Des algorithmes « transparents »

1. Dans lesquels on puisse « injecter » l'expertise humaine
2. Dont les résultats (modèles appris) soient interprétables

Les défis

1. Le **recueil** des données
2. Les **prétraitements** des données
3. Les **sources multiples** et hétérogènes
4. La possibilité de l'intervention de **l'expert**
5. L'identification de **relations causales**
6. Les **environnements non stationnaires**
7. Un **génie logiciel** des systèmes apprenants

Plan

1. La révolution des données
2. Qu'en fait-on ?
3. Les défis
4. **Les compétences requises, les acteurs, les outils**
5. L'avenir

Les « data scientists »

- **Compétences attendues**

1. Apprentissage artificiel / Statistiques

- Bonne compréhension des questions et des hypothèses sur lesquelles reposent les méthodes

2. Compétences en informatique

- Algorithmique
- Bases de données
- Réseaux

3. Capacités relationnelles

Les « data scientists »

- **Compétences attendues**

1. Apprentissage artificiel / Statistiques

- Bonne compréhension des questions et des hypothèses sur lesquelles reposent les méthodes

2. Compétences en informatique

- Algorithmique
- Bases de données
- Réseaux

3. Capacités relationnelles

En très forte
demande

100 000 en France
à l'horizon 2022 !!

- **Formations**

- Quelques dizaines d'heures
- Master ou équivalent
- Doctorat

Grand risque de déconvenue
si pas les bons recrutements

Les passages à l'échelle

1. Savoir traiter de (très) **gros volumes de données**

- Méthodes efficaces
 - Gradient stochastique
 - Apprentissage convexe
 - Optimisation du code
 - ✓ Accès mémoire
 - ✓ Complexité computationnelle
- Distribution des calculs
 - Cartes graphiques / cœurs
 - Clusters de machines
 - Cloud computing
 - ✓ Approches Map Reduce

Les passages à l'échelle

2. Savoir traiter de (très) **petits volumes de données**

Compenser le manque d'information dans les données

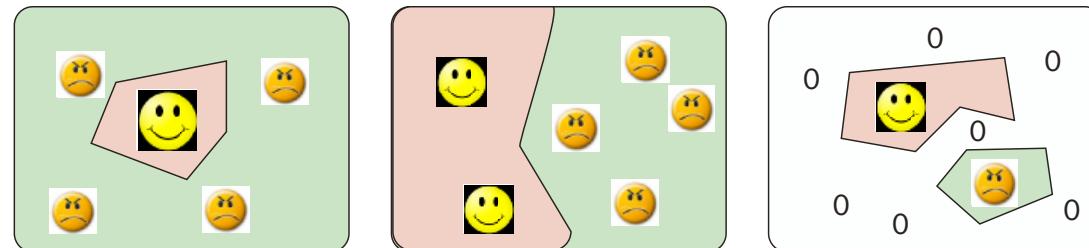
- Par de la **connaissance experte**
- **Enrichissement** des données
 - Ontologies
 - Web sémantique
 - Wikipedia and Co
- Question de la **validation des résultats**
 - Les experts

Les méthodes et algorithmes

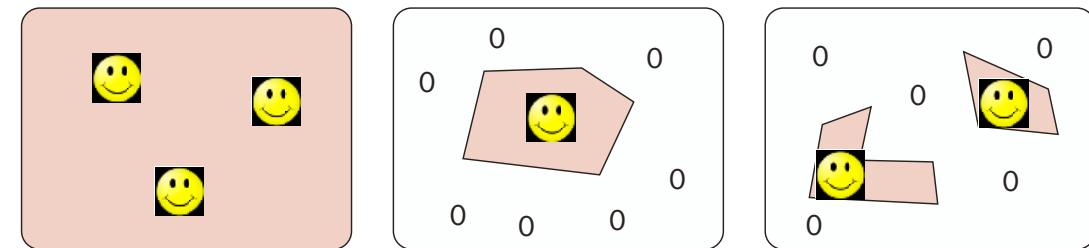
- Librairies / méthodes / algorithmes
 - Sont dans le **domaine public !!!**
 - Publications scientifiques
 - Forums
 - Conférences
 - Librairies (e.g. ScikitLearn)
- Des « **recettes** » privées
 - Réseaux de neurones profonds
 - Traitement d'images / télédétection
 - Connaissances métiers (e.g. alimentation)

Le no-free-lunch theorem

Possible



Impossible



Il faut choisir le bon algorithme pour la classe de problèmes étudiée

Plan

1. La révolution des données
2. Qu'en fait-on ?
3. Les défis
4. Les compétences requises, les acteurs, les outils
5. L'avenir

Une liste ...

1. Résoudre les difficultés

- Données **multi-sources** hétérogènes
- **Dialogue** possible avec les **experts** : interprétabilité des modèles produits, compréhension et contrôle raisonné des algorithmes

2. Identification de **relations causales**

3. Apprendre à partir de (très) **peu d'exemples**

4. Apprendre en environnement **non stationnaire**

- Flux de données
- Transfert entre tâches

5. **Génie logiciel pour des systèmes apprenants**

Une révolution en cours

1. Tirer profit des données

- ✓ Numérisation
- ✓ Capteurs partout
- ✓ Internet
- ✓ Des ressources calcul
- ✓ Des algorithmes

2. Gros progrès en intelligence artificielle

Mais ce n'est pas « magique »

Beaucoup d'opportunités

Mais pas de magie

Conclusions

4 approches pour appréhender le monde

1. Empirique : description et classement



4 approches pour appréhender le monde

1. Empirique : description et classement



2. Théorique : Modélisation, construction de théories

$$\left(\frac{\dot{a}}{a}\right)^2 = \frac{4\pi G\rho}{3} - K \frac{c^2}{a^2}$$

4 approches pour appréhender le monde

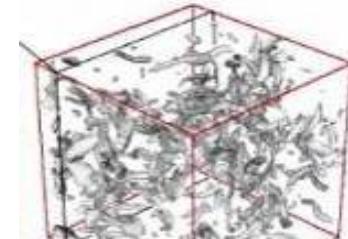
1. **Empirique** : description et classement



2. **Théorique** : Modélisation, construction de théories

$$\left(\frac{\dot{a}}{a}\right)^2 = \frac{4\pi G\rho}{3} - K \frac{c^2}{a^2}$$

3. **Simulation** : systèmes complexes et/ou non
reproductibles



4 approches pour appréhender le monde

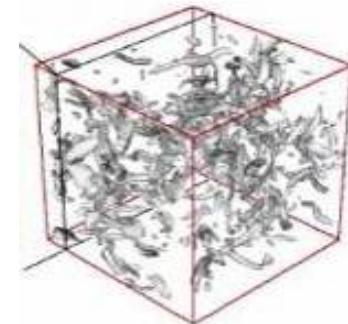
1. Empirique : description et classement



2. Théorique : Modélisation, construction de théories

$$\left(\frac{\dot{a}}{a}\right)^2 = \frac{4\pi G\rho}{3} - K \frac{c^2}{a^2}$$

3. Simulation : systèmes complexes et/ou non
reproductibles



4. Exploration de données

- Énormes masses de données numérisées
- Largement disponibles
- Sources et formats très différents



Le cas AlphaGo

- Un joueur « extraterrestre »
- Un jeu stupéfiant
- Révolutionne la manière de jouer
- Effervescence dans les écoles de go



The image is a collage of three parts. On the left is the cover of the book "AlphaGo And The Hand Of God" by Brady Daniels, featuring a close-up of Go stones. In the center is a video player showing a man with glasses speaking. On the right is a screenshot of a Go board from a computer interface, titled "Lee Sedol [9d] vs. AlphaGo Move 65 (B n15): White to play". The board shows a complex game position with numbered rows and lettered columns.

Le cas AlphaGo : comprendre

Fan Hui, Gu Li, Zhou Ruyang (très forts joueurs de Go) se reconvertisSENT dans l'analyse des parties jouées par AlphaGo

- Sorte d'exégèse. Explications a posteriori
- Nécessaire pour
 - La communication
 - L'enseignement

Et même AlphaGo peut se tromper

